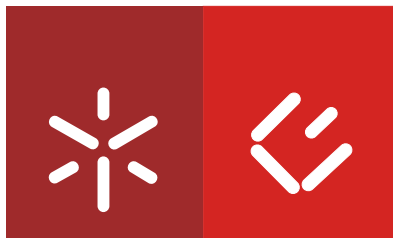


Universidade do Minho

Escola de Economia e Gestão

Neide Cristina Pacheco Dias

Modelização da Previsão do Consumo Retalhista: Qual a Contribuição dos *Stocks* para o Resultado da Empresa?



Universidade do Minho

Escola de Economia e Gestão

Neide Cristina Pacheco Dias

**Modelização da Previsão do Consumo
Retalhista: Qual a Contribuição dos *Stocks*
para o Resultado da Empresa?**

Dissertação de Mestrado

Mestrado de Economia Monetária, Bancária e Financeira

Trabalho realizado sob a orientação do

Professor Doutor Carlos Alberto Arriaga

Taboleiros Costa

e do

Professor Doutor Miguel Ângelo dos Reis Portela

Outubro 2012

DECLARAÇÃO

Nome: Neide Cristina Pacheco Dias

Endereço eletrónico: neidecpdias@hotmail

Título tese: Modelização da Previsão do Consumo Retalhista: Qual a Contribuição dos *Stocks* para o Resultado da Empresa?

Orientadores: Professor Doutor Carlos Alberto Arriaga Taboleiros Costa e Professor Doutor Miguel Ângelo dos Reis Portela

Ano de conclusão: 2012

Designação do Mestrado: Mestrado de Economia Monetária, Bancária e Financeira

É AUTORIZADA A REPRODUÇÃO INTEGRAL DESTA TESE/TRABALHO APENAS PARA EFEITOS DE INVESTIGAÇÃO, MEDIANTE DECLARAÇÃO ESCRITA DO INTERESSADO, QUE A TAL SE COMPROMETE.

Universidade do Minho, ____/____/____

Assinatura: _____

DECLARAÇÃO

Nome: Neide Cristina Pacheco Dias

Endereço eletrónico: neidecpdias@hotmail

Título tese: Modelização da Previsão do Consumo Retalhista: Qual a Contribuição dos *Stocks* para o Resultado da Empresa?

Orientadores: Professor Doutor Carlos Alberto Arriaga Taboleiros Costa e Professor Doutor Miguel Ângelo dos Reis Portela

Ano de conclusão: 2012

Designação do Mestrado: Mestrado de Economia Monetária, Bancária e Financeira

É AUTORIZADA A REPRODUÇÃO INTEGRAL DESTA TESE/TRABALHO APENAS PARA EFEITOS DE INVESTIGAÇÃO, MEDIANTE DECLARAÇÃO ESCRITA DO INTERESSADO, QUE A TAL SE COMPROMETE.

Universidade do Minho, ____/____/____

Assinatura: _____

AGRADECIMENTOS

Após este longo e árduo caminho quero simplesmente mostrar a minha gratidão para com as pessoas que me apoiaram e que contribuíram para a realização desta tese.

Em primeiro lugar, quero agradecer aos meus pais pela confiança depositada em mim e a força que me deram desde o primeiro momento. Obrigada pelo vosso amor. Agradeço a oportunidade que me proporcionaram para poder frequentar um curso superior e por me tentarem dar uma vida melhor. Aos meus irmãos pela amizade e preocupação. À minha madrinha, tio e primos que sempre acreditaram em mim e me apoiaram incansavelmente. Aos meus avós pelo amor. E a ti avó Lurdes, pela preocupação e ternura, a dor da tua perda não sairá dos nossos corações.

A ti, Marcelo meu amigo, namorado e companheiro. Obrigada pelas palavras certas nos momentos em que mais precisei, por acreditares em mim e por me apoiares de forma incondicional. Muitas vezes acreditaste mais em mim e no meu trabalho do que eu mesma.

Aos meus orientadores, professor Carlos Arriaga e professor Miguel Portela por me apoiarem, por toda a atenção e dedicação. Obrigada por todas as críticas construtivas ao longo desta tese, pois contribuíram para o meu desempenho e motivação. À professora Cristina Amado por todo o carinho e amizade com que me recebeu e pelo apressado que demonstrou em ajudar a esclarecer todas as dúvidas que eu ia colocando.

À Universidade do Minho, em especial à Escola de Economia e Gestão pela qualidade académica e científica do meu mestrado e das condições de excelência que nos proporcionam.

A todas as pessoas que me receberam de braços abertos na empresa e que me ajudam em todos os momentos. Este trabalho deve-se também a essa equipa fantástica.

Por fim, e não menos importante, quero agradecer a todos os meus amigos que me ajudaram e apoiaram. Obrigada por terem paciência para me ouvirem e por mostrarem interesse por um assunto que muitas vezes vos aborrecia. Queria agradecer a uma amiga em especial, a ti Elsa, que tiveste a paciência de passar comigo estes meses a rever toda a parte ortográfica desta tese. Sem a tua paciência e companheirismo este trabalho também não seria o mesmo.

Uma vez mais, obrigada a todos.

MODELIZAÇÃO DA PREVISÃO DO CONSUMO RETALHISTA: QUAL A CONTRIBUIÇÃO DOS *STOCKS* PARA O RESULTADO DA EMPRESA?

RESUMO

A recessão económica de 2008 promoveu um incremento da competitividade do mercado atual, com efeitos não só no panorama macroeconómico, mas também microeconómico. As decisões estratégicas são um dos elementos que distingue o desempenho e a capacidade das empresas numa economia de mercado. No retalho, o *stock* é um fator que influencia de forma decisiva o desempenho financeiro das operações. Devido à crescente volatilidade da procura, por parte dos consumidores finais, e aos efeitos da recessão económica e financeira, a previsão daquela pode ser definida como um fator diferenciador para o sucesso da empresa no mercado.

O objetivo deste trabalho é promover um aumento da eficiência no controlo de desequilíbrios de *stock* e eficiência da cadeia de abastecimento. Para tal, o trabalho centra-se na previsão do consumo retalhista de uma empresa portuguesa, doravante designada por “Empresa Portuguesa” considerando as seguintes categorias: Categoria A (lazer), Categoria B (casa), Categoria C (arrumação), Categoria D (cultura), Categoria E (bricolagem), Categoria F (animais e plantas) e Categoria G (parcerias de marketing). Neste sentido, foram aplicados modelos de previsão de séries temporais utilizando-se os dados históricos entre o período diário de 02 de janeiro de 2009 a 31 de março de 2012 considerando uma empresa de retalho que opera a nível nacional.

Foram utilizados os modelos ARMA, SARMA e GARCH, por forma a considerar as sazonalidades inerentes e o facto de se tratar de uma amostra de elevada frequência. Através da previsão, considerando o modelo mais adequado através dos critérios de precisão de previsão referidos por Chu e Zhang (2003), conseguiu-se delinear o consumo futuro da Empresa Portuguesa. Devido à forte sazonalidade e heteroscedasticidade da amostra, os resultados obtidos pelos modelos empíricos SARMA e ARMA-GARCH revelam-se os mais apropriados para a previsão da procura do consumo retalhista.

Palavras-Chave: modelos de previsão; previsão e simulação; modelos e aplicações; comércio retalhista.

Códigos de Classificação JEL: C53; E27; L81

MODELING THE RETAILER CONSUMPTION FORECAST: THE IMPORTANCE OF STOCKS IN THE COMPANY'S OUTCOME?

ABSTRAT

The 2008 economic recession promoted the increase of market competitiveness, - affecting both-macroeconomic and microeconomic perspectives. Strategic decisions are one of the elements that distinguish the performance and firms in a market economy. In retail, stock is one of the aspects that influence most significantly the financial performance of operations. Due to the increasing volatility of demand by end consumers created by economic recession and financial crisis, forecasting that demand, can be a differentiating factor in the success of the company in the market.

The objective of this paper is to promote the increase of efficiency in stock control imbalances and reduce costs. to this end, this paper focuses on forecasting the consumption of a retail Portuguese company, henceforth designed “Portuguese Company” considering the following categories: Category A (leisure), Category B (home), Category C (storage), Category D (culture), Category E (DIY), Category F (animals and plants) and Category G (marketing partnerships). With that in mind, models were applied for time series forecasting using historical data from the diary period of 02 January 2009 to 31 March 2012 considering a retail company in the domestic market.

We have used the ARMA, SARMA and ARMA-GARCH templates in order to consider the intrinsic seasonality and the high frequency of the sample. Through prediction, considering the most appropriate model using the criteria of predictive accuracy considered by Chu and Zhang (2003), we have managed to outline the future consumption of the Portuguese Company. Due to strong seasonality and heteroscedasticity of the sample, the results obtained by empirical models SARMA and ARMA-GARCH are the most adequate in forecasting the demand for retail consumption.

Key-Words: forecasting models; forecasting and simulation: models and applications; retail and wholesale trade.

JEL Classification Codes: C53; E27; L81

ÍNDICE

CAPÍTULO I	1
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. TEMA E PROBLEMA DE PESQUISA	1
1.2. OBJETIVOS	3
1.2.1. OBJETIVO GERAL	3
1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
1.3. JUSTIFICATIVA	3
1.4. LIMITAÇÕES DAS FONTES DE INFORMAÇÃO	5
1.5. ESTRUTURA DA TESE	5
CAPÍTULO II	7
2. REVISÃO DE LITERATURA	7
2.1. LOGÍSTICA E CADEIA DE ABASTECIMENTO DAS EMPRESAS DE RETALHO	7
2.2. FUNDAMENTOS DA PROCURA E OTIMIZAÇÃO DE <i>STOCK</i>	12
2.3. A IMPORTÂNCIA DA PREVISÃO NAS EMPRESAS	18
CAPÍTULO III	26
3. MODELOS EMPÍRICOS DE MODELIZAÇÃO UNIVARIADA DE SÉRIES TEMPORAIS	26
3.1. MODELOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS	26
3.1.1. MODELO ARMA	27
3.1.2. MODELO SARMA	29
3.2. METODOLOGIA DE BOX-JENKINS	30
3.3. MODELIZAÇÃO DOS EFEITOS ARCH	31
3.4. PRECISÃO DA PREVISÃO	32
CAPÍTULO IV	35
4. METODOLOGIA, ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	35
4.1. CRITÉRIOS DE AMOSTRAGEM	35

4.2. ESPECIFICAÇÃO DO MODELO	42
4.3. AVALIAÇÃO DA PRECISÃO DO MODELO	53
4.4. PREVISÃO DAS VENDAS DIÁRIAS.....	56
CAPÍTULO V	63
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS, LIMITAÇÕES E SUGESTÕES PARA FUTURAS PESQUISAS	63
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	66
ANEXOS	72

ÍNDICE DE TABELAS

TABELA 4.1: ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS	36
TABELA 4.2: TESTE DE DICKEY-FULLER.....	45
TABELA 4.3: RESULTADOS DO TESTE DE EFEITOS ARCH	50
TABELA 4.4: MODELIZAÇÃO ARMA, SARMA E ARMA-GARCH POR CATEGORIA.....	52
TABELA 4.5: PRECISÃO DA PREVISÃO DOS MODELOS	54
TABELA 4.6: AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DAS PREVISÕES	61

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 4.1: SÉRIE TEMPORAL BAZAR LIGEIRO	37
FIGURA 4.2: SÉRIE TEMPORAL CATEGORIA A.....	38
FIGURA 4.3: SÉRIE TEMPORAL CATEGORIA B	38
FIGURA 4.4: SÉRIE TEMPORAL CATEGORIA C	39
FIGURA 4.5: SÉRIE TEMPORAL CATEGORIA D	39
FIGURA 4.6: SÉRIE TEMPORAL CATEGORIA E.....	40
FIGURA 4.7: SÉRIE TEMPORAL CATEGORIA F.....	40
FIGURA 4.8: SÉRIE TEMPORAL CATEGORIA G	41
FIGURA 4.9: CORRELOGRAMA BAZAR LIGEIRO.....	44

FIGURA 4.10: CORRELOGRAMA CATEGORIA A	44
FIGURA 4.11: CORRELOGRAMA CATEGORIA C	45
FIGURA 4.12: CORRELOGRAMA CATEGORIA B	45
FIGURA 4.13: CORRELOGRAMA CATEGORIA D	46
FIGURA 4.14: CORRELOGRAMA CATEGORIA E	46
FIGURA 4.15: CORRELOGRAMA CATEGORIA F.....	47
FIGURA 4.16: CORRELOGRAMA CATEGORIA G	47
FIGURA 4.17: PREVISÃO BAZAR LIGEIRO.....	56
FIGURA 4.18: PREVISÃO CATEGORIA A	57
FIGURA 4.19: PREVISÃO CATEGORIA B	57
FIGURA 4.20: PREVISÃO CATEGORIA C	58
FIGURA 4.21: PREVISÃO CATEGORIA D	58
FIGURA 4.22: PREVISÃO CATEGORIA E	59
FIGURA 4.23: PREVISÃO CATEGORIA F.....	59
FIGURA 4.24: PREVISÃO CATEGORIA G	60

ANEXOS

ANEXO A.1: MODELOS ARMA(P,Q)	73
ANEXO A.2: MODELOS SARMA(P,Q) _s	81
ANEXO A.3: MODELOS ARMA(P,Q)-GARCH(P,Q).....	89
ANEXO A.4: VALORES EFETIVOS E PREVISTOS DO CONSUMO RETALHISTA.....	97

SIGLAS

AR	Processo Autoregressivo
ACF	Função de Correlação Parcial
AIC	Critério de Akaike
ARCH	Modelo Autoregressivo de Heterocedasticidade Condicionada
ARMA	Modelo Autoregressivo de Médias Móveis
BIC	Critério de Schwarz
DF	Dickey-Fuller
GARCH	Modelo Autoregressivo Generalizado de Heterocedasticidade Condicionada
MA	Processo de Médias Móveis
MAE	Erro Médio Absoluto
MAPE	Erro Absoluto Médio Percentual
MSE	Soma do Quadrado dos Erros
PACF	Função de Correlação
RMSE	Erro Unitário Médio Quadrado
SARMA	Modelo Sazonal Autoregressivo de Médias Móveis

CAPÍTULO I

1. INTRODUÇÃO

Neste primeiro capítulo será realizada uma breve descrição do problema que se pretende analisar nesta tese. Inicialmente é descrita a problemática em análise, e de seguida explicaremos a sua relevância. Segue-se a descrição dos principais objetivos e hipóteses que se pretendem testar e a metodologia a ser aplicada. Posteriormente, indicaremos as principais limitações das fontes de informação e concluiremos o capítulo com a apresentação da estrutura da tese

1.1. TEMA E PROBLEMA DE PESQUISA

Face à crise económica atual, e a intensa concorrência entre as empresas, torna-se importante definir estratégias que visem a otimização das operações e resultados. No caso das empresas de retalho, o *stock* é uma componente que tem um grande impacto no desempenho. Assim sendo, se não forem adotadas estratégias que visem aumentar a eficiência das operações da empresa, por forma a promover um escoamento deste *stock*, constatar-se-á que este terá um impacto negativo sobre a posição financeira da mesma.

Para as empresas de retalho a volatilidade da procura dos consumidores é um fator determinante, na medida em que as compras de *stock* são efetuadas com um período desfasado. Assim, a previsão desta mesma volatilidade constitui uma componente importante do desempenho operacional e financeiro da empresa. A crise económica acentua a probabilidade de um fraco desempenho financeiro por parte das empresas, na medida em que a sua rentabilidade está fortemente relacionada com a procura dos consumidores finais. A volatilidade da procura tem, assim, um papel acentuado acrescido devido aos efeitos da recessão económica iniciada em 2008¹.

Face à retração da procura, um problema importante para as empresas que operam neste mercado é o excesso de *stock*. Este traduz-se numa perda de vendas e num incremento

¹ Como refere Swedberg (2009), esta resultou da crise financeira internacional caracterizada como a crise do *subprime*. Esta crise fomentou a falência de grandes instituições financeiras afetando a economia mundial até aos dias de hoje.

significativo em quebras, na medida em que se verifica uma deterioração do *stock* acumulado que não consegue ser escoado pela empresa.

A eficiência da cadeia de abastecimento, é um fatores que contribui para a eficiência das empresas de retalho no mercado. Esta é influenciada de critérios distintos, tais como: (1) o planeamento da capacidade produtiva, (2) custos de produção estratégias de logística, a procura do consumidor e (3) pelo *stock*. Holton (1957) refere que uma vez que as empresas de retalho estão normalmente associadas à procura de distintos bens e maximização do lucro está subjacente a custos fixos elevados estes fatores tornam-se especialmente críticos.

A previsão da procura dos consumidores finais torna-se essencial para as empresas com o objetivo de, por um lado, determinar a quantidade e o custo de *stock* ótimo para a empresa, que permita operar de uma forma produtiva no mercado, e, por outro lado, contribui para a eficiência da cadeia de abastecimento.

O objetivo deste trabalho consiste em aplicar modelos de previsão, seguindo a metodologia de modelos lineares aplicada por Chu e Zhang (2003), para uma seleção de produtos de uma empresa de retalho que opera a nível nacional, promovendo assim um aumento da eficiência no controlo de excesso de *stock* e de redução dos custos. Os modelos de previsão de séries temporais foram aplicados com base na utilização de dados históricos para o período mensal de 2 de janeiro de 2009 a 31 de março de 2012.

O tema proposto para este estudo académico foi inserido num programa de *traineeship* entre a Universidade do Minho e a empresa em questão. Por razões de confidencialidade, ao longo do trabalho científico nunca será mencionado o nome da empresa, sendo a mesma identificada como “Empresa Portuguesa”. A Empresa Portuguesa é uma multinacional com capital social em Portugal, que opera na área de retalho, sendo uma referência no mercado. Esta é responsável por uma alteração dos hábitos de consumo e do panorama comercial português com a implementação das suas lojas no mercado nacional.

Uma vez que a Empresa Portuguesa é caracterizada por uma cadeia de abastecimento com uma elevada diversidade de produtos, com ciclos de vida curtos, com tempos de latência reduzidos muito restritos e uma procura sazonal deve existir uma gestão rigorosa. Assim, torna-se importante a existência de uma previsão rigorosa que tenha como fim último aumentar a

eficiência das operações de toma de decisão. Por estes motivos entende-se que o processo de previsão da procura desempenha um papel fulcral para as empresas de retalho.

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. OBJETIVO GERAL

Atualmente, em resultado da forte concorrência, torna-se relevante as empresas adotarem estratégias que visem otimizar as suas operações, com o objetivo de se tornarem rentáveis e competitivas no mercado em que operam. Esta tese tem como objetivo discutir uma metodologia de previsão do consumo no mercado retalhista, permitindo assim uma definição prévia das suas estratégias de otimização e aprimorar a posição financeira da empresa face à crise económica atual.

1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Os objetivos específicos desta tese são os seguintes:

- Analisar estatística das diferentes categorias de produtos com o objetivo de compreender o comportamento, a tendência e a sazonalidade da série temporal ao longo do período definido;
- Selecionar o método de previsão adequado à série temporal considerada como amostra;
- Analisar a eficiência dos métodos de previsão aplicados aos modelos, por forma a minimizar os erros de previsão;
- Determinar a previsão de vendas para as diferentes categorias de artigos com o modelo selecionado.

1.3. JUSTIFICATIVA

A atual recessão económica induz, em certa medida, a necessidade por parte das empresas de se diferenciarem de outras empresas do setor do retalho. Neste contexto, a previsão da procura assume-se com um dos fatores que pode contribuir para a eficiência da cadeia de abastecimento

empresa, como referem Aburto e Weber (2007). De acordo com Bala (2010) o retalho tem vindo a passar por um período de mudanças sem precedentes com a alteração das preferências dos clientes e por uma intensificação da concorrência entre os retalhistas.

A previsão da procura do consumidor final através das vendas contribui para um aumento da eficiência da empresa, uma vez que permite delinear antecipadamente o comportamento das tendências futuras dos consumidores. Esta é essencial para o planeamento do *stock* a encomendar e para a otimização das ordens de encomenda, uma vez que permite evitar custos excessivos.

O consumo retalhista é caracterizado pela sua sazonalidade. A modelização da previsão da procura dos agentes económicos, tendo em conta essa sazonalidade, permite otimizar a gestão de *stock* da empresa, bem como, as decisões estratégicas da empresa no mercado. A previsão da procura dos consumidores finais desempenha um papel determinante no planeamento da produção das empresas, sendo um elemento indispensável para o processo de tomada de decisões. Sem a existência de previsões, as empresas não têm ao seu dispor informação essencial para o planeamento adequado de acontecimentos futuros. A ausência desta informação faz com que as empresas reajam apenas no imediato e não exista o delineamento de um plano preventivo e estratégico.

Este estudo difere de outros trabalhos na medida em que pretende analisar a previsão da procura dos consumidores em Portugal, considerando a atividade e uma empresa específica, ou seja, a Empresa Portuguesa, que lidera o mercado de retalho a nível nacional. Numa fase inicial será discutida a importância e o peso de cada categoria, tentando obter uma perceção do portefólio de negócios da empresa. Considerou-se a metodologia dos modelos de previsão univariados, considerando uma vertente principal: as vendas dos artigos de cada categoria para o período temporal disponibilizado.

A finalidade deste trabalho consiste em aplicar o modelo de previsão de séries temporais mais adequado, por forma a contribuir para a eficiência das decisões estratégicas da empresa, e consequentemente a ganhos de eficiência na cadeia de abastecimento, tendo como principal foco o consumo retalhista. Assim sendo, quanto melhor a precisão da previsão, melhor será o desempenho da Empresa Portuguesa no mercado. Promover a uma otimização das compras de

stock tendo como base a precisão do consumo irá evitar desequilíbrios de *stock* e consequentes desequilíbrios no desempenho financeiro das operações.

1.4.LIMITAÇÕES DAS FONTES DE INFORMAÇÃO

Os dados disponíveis referem-se apenas a produtos provenientes da Empresa Portuguesa que apresentam características distintas e estão inseridos num meio específico, o que dificulta uma possível comparação com as diferentes empresas do mesmo setor.

Outra dificuldade relacionada com a verificação empírica do modelo refere-se à propriedade dos dados. A previsão da procura dos consumidores finais - utilizando modelos univariados de séries temporais - está associada à existência de tendência referente aos dados históricos. Por um lado, trata-se de uma amostra com periodicidade diária, por outro, a sazonalidade é característica da procura do consumo retalhista. A utilização de modelos que permitam avaliar a sazonalidade e métodos de previsão que considerem o efeito das flutuações sazonais da procura torna-se relevante.

Este estudo irá abordar apenas uma parte do problema, focando principalmente os aspetos como a previsão do consumo como forma de evitar excessos de *stock*. No entanto, e a título de exemplo, a presente análise não inclui variáveis financeiras, quer por limitação do tempo de exercício da atividade da empresa, quer pela indisponibilidade dos dados.

1.5. ESTRUTURA DA TESE

O presente estudo será estruturado em seis capítulos. No primeiro será apresentada a problemática a abordar ao longo do estudo empírico. Primeiramente será apresentado o problema em questão, os principais objetivos, a relevância do presente estudo, a descrição dos métodos e as técnicas aplicadas na sequência dos objetivos apresentados. Posteriormente, serão apresentadas as principais limitações impostas ao longo do trabalho, da estrutura e do conteúdo. Esta discussão ocorrerá em cada um dos capítulos da tese. No segundo capítulo, respeitante à revisão de literatura, são identificados e analisados os principais estudos que envolvem a problemática em questão, por forma a sustentar o ponto de vista teórico. No terceiro

capítulo é descrita a metodologia aplicada no estudo. Assim sendo, são identificados e descritos todos os modelos utilizados e critérios para testar as hipóteses, de forma a atingir os objetivos delineados. Segue-se o quarto capítulo onde são apresentados e analisados os resultados obtidos através dos modelos de previsão e as hipóteses que assumem significância estatística. Por fim, no quinto capítulo, são apresentadas as principais conclusões do estudo, são discutidas as limitações associadas à investigação e são apresentadas linhas possíveis para futuras investigações.

CAPÍTULO II

2. REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo são apresentados e analisados os principais estudos científicos que envolvem a problemática em questão. Apresentar-se-á a teoria económica mais relevante relacionada com o estudo. O principal objetivo consiste assim em definir o tema, apresentar as principais perspetivas sobre o referencial teórico em análise baseado em pesquisas realizadas, enunciando os modelos utilizados pelos investigadores e as suas principais conclusões.

Primeiramente serão apresentadas as principais justificativas que suportam a importância da logística nas empresas de retalho, evidenciando as principais razões da sua importância. Em seguimento serão expostas as principais contribuições dos modelos de controlo de *stock* e qual a sua importância para a cadeia de abastecimento e consequentemente para a empresa de retalho. Por último, demonstrar-se-á a importância da previsão e qual a sua intervenção para a eficiência das empresas.

2.1. LOGÍSTICA E CADEIA DE ABASTECIMENTO DAS EMPRESAS DE RETALHO

Várias teorias económicas tem-se debruçado, cada vez mais, sobre a análise do comportamento das empresas no mercado. Kawasaki *et al.* (1983) evidência na sua obra Cournot como um dos pioneiros nesta análise. O seu estudo recaiu, maioritariamente, sobre: a incerteza da procura por parte dos consumidores, a diferenciação e a dinâmica do produto no mercado. Samuelson e Nordhaus (2005) referem que numa economia de mercado as empresas desempenham um papel fulcral como agentes económicos, na medida em que garantem a produção e distribuição dos bens e serviços. Thompson e Formby (1993) na sua análise já tinham também evidenciado a importância das empresas no mercado como sendo o centro da atividade económica e a eficiência com que desempenham as suas atividades torna-se num elemento determinante para o bem-estar económico da sociedade.

O objetivo das empresas, segundo Aburto e Weber (2007), consiste em otimizar a gestão do *stock* que possui, de forma a maximizar a sua rentabilidade, reduzir os custos logísticos e otimizar o volume de *stock*. De encontro com esta teoria Wanke e Zinn (2004) afirmam que as

empresas de retalho podem otimizar as suas operações partindo das essenciais, ou seja, a logística. Rahman (2010) segue esta linha de pensamento referindo que a delineação antecipada de estratégias é um fator crítico de sucesso para as empresas. Assim, a eficiência das operações de logística permitem não só diminuir os custos inerentes a cada atividade, mas também contribuir para uma melhoria dos seus resultados financeiros.

Halldórsson e Kovács (2010) afirmam que a logística tem evoluído rapidamente devido ao crescimento das necessidades da indústria e dos consumidores. Como principais desenvolvimentos destaca a elevada terciarização e estratégias que promovem uma maior integração de todos os componentes da logística. Assim sendo, a globalização teve um impacto significativo no desenvolvimento do conceito de logística para as empresas. De acordo com Ballou (1997) a globalização das empresas depende em grande parte da eficiência da logística. Esta tornou-se num fator diferenciador em termos de competitividade e redução dos custos. Não existe uma definição concreta sobre o conceito de logística. No entanto, Ballou (1997) considera a descrição de Council of Logistics Management que afirma que a logística é definida como sendo que envolve três componentes: o planeamento, implementação e controlo do fluxo, de forma eficiente envolvendo custos controlados de matérias-primas, de bens em produção e acabados, bem como toda a informação relacionada com o processo, desde o ponto de origem até ao ponto de consumo, com o objetivo de satisfazer o consumidor final.

Ballou (1997) refere que a logística assume um papel fulcral, na medida em que é uma mais-valia tanto para a empresa como para os consumidores finais, pois garante um tempo de latência reduzido ideal do produto entre o fornecedor e o consumidor final. Assim, a logística em termos de estratégia para a empresa subdivide-se em: estratégia de *stock*, de transporte e de armazenamento. A estratégia de *stock* consiste no controlo dos métodos de armazenamento, no nível e na implantação do *stock*. Na estratégia do transporte são considerados os modelos que mais se adequam à posição e plano da empresa no mercado, a consolidação e o agendamento das encomendas. Por último, o armazenamento consiste na definição de pontos estratégicos de armazenamento para a empresa, tendo em consideração o tamanho e localização das instalações e a transferência da procura para locais próximos dos armazéns.

Segundo, Dunn *et al.* (1994) a logística incorpora todas as atividades necessárias para a movimentação e manuseamento de mercadorias e materiais, estabelecendo uma relação entre fornecedor e o consumidor final. Segundo o autor, os sistemas de informação, as infraestruturas

e recursos constituem os elementos mais importantes na prestação de serviços de logística. Assim sendo, o desempenho da logística tem um grande impacto nos custos, qualidade de serviço e competitividade no mercado.

Wanke e Zinn (2004) defendem que a logística desempenha um papel importante sobre a delineação da estratégia implantada pela empresa. A sua eficiente gestão permite às empresas aplicarem as melhores estratégias no que respeita à gestão da incerteza da procura por parte dos consumidores. Os autores referem que as decisões estratégicas em volta da logística dependem de três critérios:

- *Make Order or Make To Stock* - este critério envolve seis aspetos: o progresso tecnológico, degradação do produto, perecibilidade, tempo de latência entre o fornecedor e o consumidor, processo de encomenda e de entrega ao fornecedor e o coeficiente de variação das vendas;
- *Push vs. Pull Inventory Deployment Logic* - a informação sobre a procura por parte dos consumidores e custo dos bens vendidos são os principais aspetos que influenciam os critérios de decisão deste elemento. De uma forma mais específica no primeiro caso os produtos são encomendados tendo em conta apenas previsões, enquanto no segundo as encomendas são realizadas de acordo com a procura verificada no mercado;
- *Inventory Centralization vs. Decentralization* - a intensidade dos custos, o coeficiente de variação das vendas, a rotatividade do *stock* e o tempo de entrega do artigo por parte do fornecedor, são os critérios que fundamentam a decisão de centralização ou descentralização do inventário.

Tseng *et al.* (2005) referem que a logística depende de três elementos: os serviços, os processos de informação e as infraestruturas. A interação entre estas três variáveis permite a distribuição de materiais e de produtos. A falta de um sistema de transporte bem desenvolvido não traz vantagens em remuneração integral na logística. Além disso, um sistema de transporte eficiente proporciona uma melhor eficácia das operações, reduz o custo de operação e promove a qualidade de serviço. Tseng *et al.* (2005) evidenciam ainda que a logística incorpora assim atividades físicas como o transporte e a armazenagem, mas também atividades “não físicas” como a cadeia de abastecimento. Contrariamente, Ballou (1997) afirma que todos estes fatores estão dependentes da estruturação cadeia de abastecimento.

Segundo Ballou (2004) a logística consiste na criação de valor não só para os clientes, mas também para os fornecedores e a empresa. O autor refere que este valor evidencia-se em termos de tempo e lugar, assim, os bens e os serviços têm uma agregação de valor quando se encontram disponíveis para os consumidores. Uma gestão eficiente da logística proporciona uma maior eficácia das operações integradas na cadeia de abastecimento.

Segundo, Dunn *et al.* (1994) é fundamental para as empresas analisar o impacto da logística sobre as receitas e os custos. A análise desses custos fornece uma contribuição importante para as decisões da empresa. No entanto, o conceito cadeia de abastecimento tem uma contribuição significativa na logística para o lucro da empresa. Desta forma, uma entrega eficiente dos produtos permite ao fornecedor obter um preço que lhe permite maximizar a sua receita. Uma vez que a cadeia de abastecimento é composta por diversas componentes interrelacionadas, torna-se importante a empresa assegurar uma perfeita coordenação de todas estas componentes, ou seja, estabelecer a fiabilidade das operações a longo prazo e garantir a cooperação entre todos os intervenientes fundamentais neste processo.

Beamon (1998), refere que a cadeia de abastecimento pode ser definida como um sendo um processo integrado cujo principal objetivo consiste em adquirir matérias-primas, convertê-las em produtos finais e proceder à distribuição desses produtos pelos retalhistas. A cadeia de abastecimento é então caracterizada por um fluxo de troca de informação e de produtos. A autora refere ainda que o conceito da cadeia de abastecimento tem evoluído devido ao aumento dos custos de produção, da redução do ciclo de vida dos produtos, às economias de escala e da globalização das economias de mercado. Segundo a mesma a cadeia de abastecimento divide-se em duas etapas principais: a primeira é definida como sendo o processo de planeamento e de gestão do *stock* e a segunda envolve o distribuição e a logística.

Chopra (2003) refere que a gestão eficiente da cadeia de abastecimento constitui um fator fulcral para a otimização dos resultados das empresas de retalho. Esta é suportada por um conjunto de componentes, tais como: o planeamento, os custos de produção, o nível de *stock*, a distribuição e a procura do consumidor final. Assim, torna-se importante a existência de uma perfeita coordenação de todas as operações.

Segundo Tan (2002) a cadeia de abastecimento consiste na integração das decisões das operações de uma empresa para com outras empresas, sendo esta a sua principal função. Os

fluxos financeiros e de informação devem ser integrados a partir de uma operação em comum entre as empresas. Tal facto demonstra que a cadeia de abastecimento está relacionada com as atividades gerais e funcionais de cada empresa. Tendo em vista a otimização do desempenho da logística da cadeia de abastecimento, a sua gestão envolve a coordenação de atividades logísticas. Assim, segundo o autor, os processos logísticos podem e devem ser coordenados e integrados. Este realça ainda que o processo da logística integrada na cadeia de abastecimento envolve quatro elementos: a integração física, de informação, de coordenação e de estrutura. A integração física pressupõe a melhoria do desempenho de todos os intervenientes da cadeia de abastecimento, de forma a garantir uma reciprocidade entre as partes envolvidas. A integração de informação consiste na existência de critérios comuns de partilha de informação entre todos os intermediários, evitando situações de informação assimétrica que podem afetar negativamente as operações. A integração de coordenação visa a melhoria do desempenho de todas as operações da cadeia de abastecimento, garantindo uma eficiência das operações. Por fim, a integração de estrutura tenta garantir uma coordenação de todos os processos envolvidos na cadeia de abastecimento, tendo como objetivo promover uma eficiência da logística ao longo de todo o processo.

Tan (2002) refere também que a gestão da cadeia de abastecimento contribui para o aumento da rentabilidade de todos os seus intervenientes, na medida em promove um aumento da satisfação do cliente. Seguindo a mesma linha de pensamento Fable-Costes e Jahre (2008) evidencia que o processo da cadeia de abastecimento se divide também em quatro fases: integração de fluxos (de informação, físicos e financeiros); dos processos e atividades; das tecnologias e sistemas; e da estrutura e organizações.

Somuyiwa e Adewoye (2010) afirmam que uma eficiente comunicação na cadeia de abastecimento é uma condição essencial para garantir a acessibilidade às informações sobre a logística de todos os parceiros envolvidos. O acesso e a disponibilidade de informações na cadeia de abastecimento permite não só reduzir os erros nas operações como também garante que estas sejam efetuadas de uma forma produtiva. A existência de uma base de dados permite acentuar a eficiência das relações entre os operadores e tornar-se num elemento relevante para situações de tomada de decisão.

2.2. FUNDAMENTOS DA PROCURA E OTIMIZAÇÃO DE *STOCK*

De acordo com Ballou (2004), o armazenamento dos produtos está relacionado com o constante desequilíbrio entre a procura e a oferta no mercado. A oscilação entre a escassez e o excesso de produtos em *stock* por parte das empresas está normalmente associado às flutuações da procura por parte dos consumidores. Segundo Padmanabhan e Png (1997), a procura de *stock* por parte dos retalhistas depende essencialmente de dois fatores: em primeiro do próprio produto em si e em segundo a perceção e sensibilidade dos consumidores face ao valor do produto no mercado. A procura de um produto, de acordo com os autores, consiste na quantidade de um bem em função de um preço que os consumidores estão dispostos a pagar em determinado período de tempo.

Smith e Agrawal (2000) referem que a procura por parte dos consumidores influencia o nível e a forma de armazenamento de cada bem, por parte da empresa. Não obstante, um acréscimo significativo da procura pode provocar a rutura de certos bens, levando os consumidores a procurar bens substitutos, resultando um aumento da procura desses bens, afetando assim o nível de equilíbrio do *stock*.

Segundo Blinder (1980), existem duas razões principais para as empresas possuírem *stocks*: prevenção contra futuras alterações dos preços que se especulam vir a aumentar e como forma responder a choques de curto prazo da procura. Assim, as empresas podem também possuir, para além de *stocks* de produtos finais, *stocks* de matérias-primas como variável estratégica. No caso das empresas que armazenam matérias-primas, o autor, defende que o fazem apenas como uma forma de proteção contra futuros aumentos de preços. O *stock* visa assim minimizar custos dentro do processo da procura (reduzindo desfasamentos de entrega) ou como estratégia de redução dos custos de produção. Assim, conforme o mencionado a gestão do *stock* deve ser rigorosa, na medida em que estão subjacentes elevados investimentos e custos monetários.

A opção de uma empresa integrar um produto como *stock* deve também considerar o ciclo de vida do bem. O ciclo de vida do produto – em termos de vendas – desempenha um papel importante na delineação das estratégias definidas pelas empresas podendo assim potenciar o produto e torná-lo mais atrativo e competitivo no mercado. Komninos (2002) realça a importância da análise do ciclo de vida do produto como elemento determinante para a delineação estratégia do mesmo no mercado. Não obstante, defende também que a análise o

ciclo de vida difere de acordo com as características do produto. Kazemi *et al.* (2011) reportam também a importância do ciclo de vida do produto propondo um modelo dinâmico de apoio à tomada de decisão. Este método permitiu compreender toda a complexidade do produto nos seus diferentes estágios e simular um modelo de análise. Assim, estabeleceram-se de critérios que caracterizam os diferentes estágios do ciclo de vida do produto. As estratégias de procura de *stock* por parte das empresas devem considerar este fator como elemento estratégico.

A procura e a oferta diferem no mercado provocando um desequilíbrio nas quantidades de *stock* abastecido e encomendado. Esta diferença provem essencialmente de quatro razões: o tempo, a economia, a descontinuidade e a incerteza quanto à procura por parte dos consumidores. Ballou (2004) faz a distinção entre procura estável e inconstante. Por um lado, a procura estável está relacionada com três critérios: tendência do mercado, sazonalidade e aleatoriedade. Por outro lado, a procura pode ser inconstante, pois está associada a diversos fatores que podem ocorrer de forma inesperada no mercado. Assim sendo, a incerteza da procura por parte dos consumidores ocorre por diversos motivos, tais que: a procura momentânea e significativa de um bem, a procura de bens complementares devido à diminuição de preço de um bem e, por fim, a procura em situações muito específicas como catástrofes naturais.

O vendedor tem como principal objetivo maximizar lucro esperado. Assim, Mantrala e Raman (1999) defendem que este incorre no risco de aumentar a quantidade encomendada devido a um acréscimo momentâneo da procura. Devido à incerteza da procura por parte dos consumidores, os autores defendem a existência de contratos entre o retalhista e o fornecedor que permitam uma política de retorno. Consequentemente, existe um compromisso do fornecedor em aceitar novamente de volta o *stock* não vendido pelo retalhista num período definido. Para que o vendedor se torne adverso ao risco, os autores reforçam que as quantidades compradas aos fornecedores devem ser iguais à procura esperada, independentemente do nível de incerteza da procura. O estudo de Mantrala e Raman (1999) demonstra que a atitude de risco assumida pelo vendedor é controlável pelo fornecedor. Este último rege-se por três estratégias que induzem não só o vendedor a encomendar quantidades elevadas, mas também a que as suas encomendas sejam cada vez maiores face a um aumento da incerteza da procura ao invés de serem mais controladas. Assim, as estratégias utilizadas pelo fornecedor correspondem à redução do preço do vendedor perante o consumidor final ou

ao aumento do preço de recompra por parte do vendedor ao fornecedor ou num aumento dos custos do retalhista em artigos que registem ruturas de *stock*.

Outro dos elementos relacionado com a estratégia de procura de *stock* por parte das empresas relaciona-se com a formação dos preços. A discriminação de preços tem especial importância numa economia de mercado na análise entre a relação entre a empresa e o consumidor final. Devido à competitividade das empresas no mercado atual, constata-se que ao contrário do que acontecia no passado não existe uma definição intemporal dos preços. Estes são constantemente sujeitos a alterações impulsionadas quer pelas empresas quer pelos consumidores. Assim, a competitividade do mercado para além de afetar os preços tem também impactos sobre os lucros das empresas. Bayer (2009) refere que os consumidores são agentes racionais que normalmente rejeitam o preço de equilíbrio verificado no mercado de monopólio e aceitam o do mercado de perfeita concorrência. O autor refere que a competitividade entre as empresas altera a eficiência do mercado. No entanto, esta torna-se benéfica quando se verifica a condição de intemporalidade dos preços, na medida em que aumenta de forma significativa o excedente do consumidor. Consequentemente, esta condição também se verifica para os lucros da empresa na medida em que numa situação de monopólio existe um maior controlo dos preços no mercado do que numa situação de concorrência perfeita, devido à competitividade entre as empresas.

A discriminação de preços ocorre diversos nos mercados, tanto nos mercados competitivos bem como nos não competitivos. Esta proporciona um aumento do bem-estar, em dois sentidos. Por um lado promove uma produção mais elevada, por outro lado impulsiona que o investimento no mercado. Além disso, a discriminação de preços permite que empresas aumentem a concorrência numa economia de mercado. Apesar do termo de discriminação de preços ser frequentemente utilizado na literatura económica, não existe uma definição concreta. Church e Roger (2000) referem que a definição frequente de discriminação de preço pressupõe a venda do mesmo bem, a preços diferentes, ajustados aos diferentes custos. Os autores realçam que é difícil especificar ainda mais esta definição. No entanto, esta torna-se útil para reconhecer que todas estas estratégias não lineares de preços são tentativas para identificar o excedente do consumidor estratégico no mercado. Philips (1999) evidencia que uma definição correta de discriminação de preços deve compreender todas as conjunturas de discriminação de preços, não só as que se verificam no presente, mas também as que surgem na literatura. Assim, o

autor refere que a discriminação de preços pode ser descrita como quando o mesmo agregado de bens é vendido a diferentes consumidores a preços distintos.

Holton, (1957) refere que as empresas de retalho, principalmente os supermercados, seleccionam os seus produtos e preços, considerando não só as diversas elasticidades da procura, mas também as procuras inter-relacionadas dos bens. Uma vez que os bens estão concentrados no mesmo espaço físico, neste padrão de empresas, as elasticidades cruzadas da procura, segundo o autor, são negativas entre as diferentes combinações de bens. Assim, a maximização dos lucros através dos preços deve considerar estas elasticidades cruzadas.

A alteração dos preços por parte do retalhista consiste numa estratégia que visa incentivar a procura por parte do consumidor. Epstein (1998) relaciona o impacto da redução dos preços por parte do retalhista tendo como pressuposto inicial o modelo de Bode e Van Praag (1992). Segundo o autor, após a alteração do preço de um bem, este dificilmente voltará ao preço original, sendo que a tendência normalmente é descer e, em situações muito específicas, aumentar. A tendência da redução dos preços é um tema muitas vezes abordado na literatura. Epstein (1998) foi um dos autores que se debruçou sobre este tema, referindo que a redução dos preços deve-se ao facto de aumentarem os consumidores e à redução do preço de uma determinada categoria de bens que pode potenciar a redução em uma categoria distinta. O modelo adotado por este autor parte dos pressupostos de Van Praag e Bode formulados em 1992 mas, contrariamente a estes autores que apenas assumem a existência de um bem e de um vendedor, estes assumem um modelo com múltiplos períodos considerando diferentes produtos e lojas. O principal pressuposto do modelo está relacionado com o facto que a venda dos bens estar, segundo o autor, associada a três estratégias cruciais: em primeiro, se um bem não apresentar vendas no primeiro período o retalhista possui ainda a possibilidade de vender o mesmo bem nos períodos seguintes; em segundo, o resultado de um período representa para o retalhista uma informação mais completa e precisa, permitindo-lhe definir de forma mais exata o novo preço do bem; em terceiro, a diminuição do preço de um determinado bem aumenta o número de potenciais consumidores para todos os produtos, levando o retalhista a aumentar o preço desses bens.

Como é referido por Epstein (1998), no caso de bens complementares a redução do preço de um irá provocar o aumento da procura do(s) outro(s). No entanto, a complementaridade entre dois ou mais bens não implica necessariamente uma relação direta entre eles, esta pode surgir

pela proximidade dos bens na loja. O autor demonstra que uma política ótima de redução de preços não se aplica igualmente em diferentes produtos. No caso do modelo de múltiplos períodos constata-se que a estratégia de redução do preço de um bem deve ser realizada ao longo dos diferentes períodos de forma a aumentar as vendas. O preço do bem que está sujeito a reduções do preço no primeiro período será o mesmo que sofrerá alterações nos períodos seguintes. No entanto, quando se reduz o preço de um bem, naturalmente, o preço de outro deverá aumentar.

Determinar um nível de *stock* ótimo permite otimizar a rentabilidade das empresas de retalho, por forma a evitar a excedência ou escassez de *stock*. Mantrala e Raman (1999) referem que a variabilidade da procura desempenha um papel crítico na decisão do vendedor quanto à quantidade ótima a encomendar. Padmanabhan e Png (1997) referem que a existência de *stock* nas empresas desempenha um papel fulcral e o facto da procura, por parte dos consumidores, ser uma variável imprevista promove a que o retalhista por vezes tenha um excesso significativo de *stock*. Assim, um nível de *stock* ótimo que permite a delineação das estratégias para as diferentes afluências da procura com o tempo de latência de entrega dos fornecedores.

Blinder (1980) refere a importância dos *stocks* de forma empírica e teórica. Segundo o autor, na evidência empírica os *stocks* assumem importância para o desenvolvimento dos ciclos de negócios da empresa. O investimento em *stocks* assume um papel fulcral para o desempenho da empresa em termos microeconómicos. “A teoria padrão” das empresas fundamenta-se no não armazenamento de bens que constituem o output da empresa. No entanto, quando o output é armazenável as empresas têm um grau de liberdade adicional, ou seja, podem diferir a produção das vendas num determinado período. Não obstante, em termos microeconómicos, o armazenamento de bens por parte das empresas é explicado por dois fatores, como refere o autor:

- em primeiro, a existência de *stock* proporciona uma nova compreensão sobre equilíbrio do mercado. Uma vez que a situação ótima para as empresas se reflete na situação onde o *stock* diverge das vendas, não há razão para pensar que este equilíbrio se autorregula no mercado autonomamente. O equilíbrio ótimo é aquele que reflete a condição em que a quantidade que os fornecedores querem vender é equitativa à que os clientes a pretendem comprar;
- em segundo, a existência de *stock* justifica-se simplesmente pela maximização do lucro.

O autor reforça ainda a visão Keynesiana com o objetivo de transpor a sua análise microeconómica para uma análise macroeconómica. Considerando o modelo clássico de Keynes, o autor considera a variável dos *stocks* das empresas estabelecendo assim um modelo de preço fixo. Assim se o produto for superior à despesa nacional (considerando o modelo Keynesiano simples), as empresas irão aumentar o seu nível de *stock* fazendo com que o excesso de *stock* armazenado provoque uma redução na produção nacional. Este fenómeno constitui um dos fatores responsáveis pelo desequilíbrio de grande parte dos modelos macroeconómicos. Adotando o modelo de Barro-Grossman, o autor conclui ainda que face a reduções da procura as empresas estão sujeitas a desfasamentos do *stock* prejudicando assim o seu desempenho no mercado.

Segundo Scheuffele e Kulshreshtha (2007) a crescente complexidade na produção e distribuição devido à maior variabilidade e incerteza em toda a cadeia de abastecimento faz com que surja uma nova abordagem de controlo e redução dos níveis de *stock* necessário. Os autores evidenciam que a globalização tem promovido uma maior competitividade entre as empresas e aumentando a exigência por parte dos consumidores na disponibilidade dos produtos, levando a uma adoção de políticas rigorosas de abastecimento do *stock*. Os autores defendem a importância de estratégias de otimização de *stock* devido à sua associação com as oportunidades de introdução de elementos tecnológicos que permitam controlar os *stocks* e consequentemente reduzir os custos. A otimização do *stock* é defendida pelos autores como a aplicação de um conjunto de novas técnicas e tecnologias por forma a melhorar o planeamento e a gestão do *stock* através de uma extensa cadeia de abastecimento. Estes reforçam ainda que a aplicação da estratégia de otimização de *stock* pode ser introduzida em operações específicas da cadeia de abastecimento, mais precisamente nas atividades de planeamento.

Guo *et al.* (2009) relacionam a otimização da estratégia de posse de *stock* com risco de custo e preço num só período aleatório, assim, as empresas devem possuir uma política eficaz para anteciparem o nível ótimo do *stock*. Estes evidenciaram o problema de otimização dos lucros através de um modelo de controlo bidimensional singular, ou seja, desenvolvem um modelo considerando que a empresa pode aumentar ou diminuir o *stock* com compras e vendas realizadas para prevenir eventuais alterações significativas dos preços.

Chen e Simchi-Levi (2004) consideram um modelo que define um nível de *stock* ótimo para as empresas com uma estratégia de preço e maximização do lucro durante um determinado

período. Scheuffele e Kulshreshtha (2007) reforçam que os vendedores face à incerteza da procura possuem níveis de *stock* significativos para fazer face a esporádicos aumentos da procura. Esta tendência promove uma maior flexibilidade na cadeia de abastecimento, reduzindo o tempo de entrega e a incerteza devido a um acréscimo da precisão das previsões da procura.

Por seu lado, Lubik e Teo (2009) relacionaram o investimento de *stocks* por parte das empresas com o desempenho da política monetária ótima. Admitindo os *stocks* no Novo Modelo Keynesiano de Equilíbrio Geral Dinâmico Estocástico pretenderam estruturar uma política monetária ótima, assumindo a possibilidade de que o investimento em *stock* altera o mecanismo de transmissão do modelo. Comparativamente à política de Ramsey, investigada pelos autores, que visa otimizar o bem-estar dos agentes económicos tendo em conta o equilíbrio do setor privado, introduziram o conceito de *stock* no Novo Modelo Keynesiano, assumindo que a introdução desta variável intensifica as vendas. Através da metodologia aplicada concluíram que a política ótima de Ramsey se afasta de uma inflação estável no modelo que considera os *stocks*.

2.3. A IMPORTÂNCIA DA PREVISÃO NAS EMPRESAS

Um dos principais problemas relacionados com as empresas de retalho, segundo Graves (1999), consiste na incerteza da procura por parte dos consumidores finais. Por um lado, a previsão da procura é um elemento determinante para as empresas, apesar de a estimação nem sempre ser fácil devido à sazonalidade dos dados. Por outro lado, devido à concorrência o ciclo de vida dos produtos tem-se tornado cada vez mais curto, o que provoca uma maior aleatoriedade e incerteza da previsão da procura. O autor reforça também que estes processos de previsão baseiam-se em séries temporais sustentadas por modelos econométricos. Pressupõe-se que estas previsões baseiam-se no fato de que as observações mais recentes são melhores previsores para a procura futura. Na prática, os processos de procura e a gestão do *stock* dependem cada vez mais de previsões baseadas em séries temporais que tem como base o histórico da procura. Armstrong (1988) menciona que as empresas com o objetivo de antecipar acontecimentos futuros suportam-se na previsão da procura. Segundo o autor, a previsão do consumo permite às empresas delinear de forma antecipada e precisa o planeamento e as decisões estratégicas.

Winklhofer *et al.* (1996) fazem uma profunda análise sobre a relevância empírica da utilização da previsão. A previsão tem assumido um papel cada vez mais imprescindível no âmbito organizacional, os autores realçam este facto suportando-se no estudo de Makridakis, Wheelwright e McGee de 1983. Segundo o estudo destes autores os fatores que justificam a crescente importância da previsão numa organização são a crescente complexidade das empresas e o aumento da concorrência. As previsões constituem um elemento decisivo para as operações estratégicas no mercado, o crescente desenvolvimento dos métodos de previsão e sua aplicação prática tem proporcionado uma crescente compreensão da aplicação destas técnicas. Relativamente aos critérios fundamentados por Makridakis, Wheelwright e McGee de 1983, Winklhofer *et al.* (1996) referem que relativamente ao último ponto que a previsão é apenas útil na organização e nas decisões estratégicas e nos processos de planeamento.

Os autores realçam que a previsão nas organizações é principalmente utilizada para prever o consumo futuro dos agentes económicos ao invés de ser utilizada como elemento estratégico de definir o potencial da empresa no mercado, em termos de competitividade. Para focar a relevância desta questão, os autores evidenciam os estudos realizados por Levenbach e Clearvy entre 1981, 1982 e 1984 e de Armstrong, Brodie e McIntyre em 1987, distinguindo em três faces distintas a problemática da previsão:

- *Design issues* - considera a finalidade e o tipo de previsão a realizar, bem como os recursos necessários para a realização da previsão e a série temporal considerada;
- *Selection/ specification* - consiste na identificação dos parâmetros que definem o modelo que utiliza o menor conjunto de parâmetros possível para seu ajustamento, bem como na identificação do modelo de previsão adequado às características da série temporal;
- *Evaluation issues* - fundamenta-se na análise da previsão associada ao modelo identificado na fase anterior e na avaliação do desempenho e precisão da previsão obtida.

Winklhofer *et al.* (1996) referem que estas três etapas resumem todo o processo de previsão. Os autores afirmam ainda que estas estão interligadas em si e que cada fase tem inevitavelmente implicações para as restantes fases do processo. Assim, a utilização de um determinado método

de previsão terá implicações para a precisão das previsões e consequentemente na viabilidade dessa mesma previsão.

Os autores referem que a previsão é um tema sob significativa investigação na literatura, existindo assim um esforço em desenvolver uma análise completa sobre o tema. No entanto, apesar da investigação sobre a previsão nas empresas, nem todas as questões têm recebido a mesma atenção. Por um lado, os métodos de previsão utilizados e a importância da previsão para a empresa tem sido sujeitos a um estudo pormenorizado. Por outro lado, os recursos disponíveis e a precisão das previsões têm também estado no foco da investigação, mas a fonte da série temporal não tem sido considerada um elemento relevante.

Existem variáveis diretamente relacionadas com as metodologias de previsão aplicadas, como por exemplo a dimensão da empresa e o tipo de indústria. Considerando o horizonte temporal da previsão e a precisão da mesma, os autores consideram relevante a análise de três elementos: em primeiro lugar, relacionar o ambiente organizacional e variáveis que afetam a previsão; em segundo lugar, analisar o impacto de fatores estratégicos específicos da empresa e dos fatores específicos da previsão; e por último, analisar os elementos organizacionais que influenciam negativamente a precisão da previsão.

Lindberg e Zackrisson (1991) referem que as previsões podem ser utilizadas não apenas para o propósito da previsão, mas também com o intuito do delineamento antecipado das decisões estratégicas. A previsão da procura constitui em um elemento estratégico para empresa em termos de médio e longo prazo e é decisiva para o controlo das atividades a curto prazo. A combinação destes três horizontes temporais de previsão permitem definir e identificar os pontos estratégicos sobre os quais a empresa deve decidir e potenciar o seu desempenho. Os autores referem ainda que a utilização de previsões pode ser defendida como uma componente de diminuição do grau de incerteza associado com o futuro e permite também evitar uma falsa sensação de segurança. Os autores associam ainda a previsão a quatro problemas, tais como: a incerteza sobre os acontecimentos futuros que podem influenciar a precisão da previsão; a escolha do modelo adequado que permite descrever a previsão; a qualidade e precisão do modelo de previsão apresentado; e a adequada interpretação dos resultados expostos pelo modelo como elemento determinante para o processo de tomada de decisão da empresa.

Sanders e Manrodt (1994) evidenciam que os modelos lineares como fundamentais para previsão do consumo dos agentes económicos. Através destes modelos, os autores evidenciam a importância da precisão das previsões como um elemento determinante para o desempenho das organizações. Apesar de existirem estes métodos de previsão, os autores realçam que as empresas baseiam-se fundamentalmente numa previsão subjetiva devido principalmente às dificuldades subjacentes na utilização dos métodos de previsão quantitativos, da escassez de dados pertinentes e do baixo apoio organizacional.

Moon *et al.* (1998) referem que a previsão da procura consiste numa estimativa sobre a procura futura subjacente a determinadas conjeturas. Segundo os autores um pleno conhecimento das diferentes metodologias da previsão permite aplicar a mesma com maior precisão e qualidade. No entanto, como refere Kahn (2002) a utilização inadequada dos métodos de previsão proporciona a um enviesamento e inviabilidade dos resultados obtidos podendo influenciar de forma adversa a análise. De Gooijer e Franses (1997) reportam a existência da sazonalidade nas previsões. Os autores realçam que existem principalmente dois modelos de séries temporais tendência sazonal são: modelos com um ou mais raízes unitárias sazonais e modelos periódicos, possivelmente com raízes unitárias. A utilização de dados que incluem flutuações sazonais conduziu a um interesse em técnicas de modelização sazonal. Segundo os autores, a literatura tem-se focado principalmente na análise de testes de desenvolvimento de raízes unitárias sazonais e testes para de variação periódica. No entanto, não existe uma preocupação focada em modelos que realização previsão *out-the-sample*, ou seja, para além do período definido pela série temporal.

Fildes *et al.* (2003) referem que a previsão do consumo é uma atividade comum na maioria das empresas e está diretamente relacionada com as operações e o planeamento das atividades da empresa. Assim, numa empresa a previsão das vendas não se fundamenta apenas na escolha no método de previsão mais adequado, mas também na forma em como a previsão poderá influenciar as atividades e o sistema de informação. Os autores referem que os estudos relativos à prática de previsão focam-se apenas na análise de casos e de inquéritos, enquanto estes consideram a previsão numa perspetiva macro. Assim, ao contrário de trabalhos anteriores, os autores consideram o impacto da previsão em todas as atividades organizacionais e no planeamento das organizações. Assim sendo, a existência de uma auditoria à previsão do

consumo torna-se particularmente importante uma vez que erros de previsão significativos podem ser prejudiciais para a viabilidade organizacional.

Mccarthy *et al.* (2006) referem que a técnicas de previsão para determinar o consumo tem quatro finalidades: a familiaridade, a satisfação, a utilização e a aplicação. Os autores afirmam que as metodologias aplicadas na previsão desde o início de 2000 são idênticas às aplicadas nas décadas de 1980 e 1990. Através da análise comparativa dos diferentes métodos de previsão os autores concluíram que atualmente verifica-se uma diminuição da utilização das técnicas de previsão quantitativas e qualitativas. Outra das conclusões dos autores é que atualmente se verifica uma diminuição da precisão das previsões, tais fatos devem-se a uma inadequada aplicação das técnicas em geral.

Kahn e Mentzer (1995) realçam a distinção entre empresas de retalho e empresas industriais, no que respeita à prática da previsão. Os autores definem que no primeiro tipo de empresas os consumidores são normalmente caracterizados como sendo famílias cujo principal objetivo consiste na compra de bens para o consumo final. Enquanto o segundo tipo de empresas pressupõem a aquisição de bens e/ou serviços para a produção de outros bens e serviços. Segundo os autores, a previsão da procura difere quanto à sua metodologia de aplicação e no tipo de mercado em que esta é aplicada, assim as empresas industriais são caracterizadas por um reduzido número de consumidores e que procura a curto prazo é inelástica e a de longo-prazo é elástica contrariamente às empresas de retalho. Assim sendo, as diferenças entre estes dois tipos de empresas refletem-se na prática das suas atividades. Para os autores, as empresas de retalho apresentam uma maior preferência por uma previsão mais constante, na medida em que existe uma relação mais estreita entre este tipo de empresas e os seus consumidores, utilizando-se assim a previsão do consumo como forma de melhorar a sua capacidade de vendas.

Alon *et al.* (2001) realçam o fato das previsões do consumo retalhista estarem associadas a uma forte sazonalidade e tendência. As previsões são especialmente úteis para grandes retalhistas, na medida em que tem uma maior participação no mercado. No entanto, modelos de previsão aplicados individualmente às vendas das lojas e não à totalidade das vendas da empresa incluem, por vezes, suposições sobre toda a indústria e sobre a quota de mercado. Assim sendo, os modelos de previsão devem incorporar o agregado de vendas do retalhista como uma variável determinante na previsão. Esta agregação permite melhorar as previsões do consumo nas

diferentes lojas e deve-se a três principais razões: em primeiro lugar, ao fato de as séries temporais associadas ao consumo retalhista serem normalmente caracterizadas pela existência de tendências e de sazonalidade, o que implica a comparação de métodos de previsão entre diferentes modelos; em segundo lugar, quanto mais precisas forem as previsões maior será o potencial do retalhista aumentar a sua rentabilidade e dos seus fornecedores, na medida em que existe uma análise prévia e precisa do padrão do consumo num futuro próximo; em terceiro lugar, a previsão do consumo retalhista é relevante para a definição do plano estratégico da empresa no mercado. Assim, uma previsão que traduza a queda do consumo irá levar a empresa a aplicar de imediato uma política expansionista.

A precisão da previsão contribui não só para uma melhoria da carteira de investimentos e da capacidade dos investidores em prever os movimentos do preço do *stock*, mas também, para situações pontuais de oportunidades de ganhos de capital com a alteração do padrão de consumo dos agentes económicos.

Considerando os modelos de previsão lineares e não lineares, os autores realçam que estes têm um forte impacto nas implicações práticas dos mesmos. Assim, as empresas devem avaliar os custos e benefícios de cada modelo antes de selecionar uma ferramenta de previsão apropriada. No seu estudo os autores consideram simultaneamente uma previsão *multi-step ahead* e *single-step ahead*. Segundo os mesmos, a previsão, considerando a primeira metodologia, é importante para o planeamento estratégico de longo-prazo de tomada de decisão, na medida em que permite projetar a série temporal por mais de um período. Enquanto a segunda metodologia permite definir as decisões estratégicas a curto prazo, projetando a série temporal num período curto. Alon *et al.* (2001) realçam a importância das duas metodologias, mas concluem que a previsão *multi-step ahead* é mais eficiente. Tal conclusão evidencia que em situações de instabilidade macroeconómica esta metodologia pode proporcionar resultados melhores do que a previsão *single-step ahead*, na medida em que a informação mais recente sobre o consumo retalhista durante o período de instabilidade pode, por vezes, reduzir a precisão do modelo em vez de a melhorar.

Chu e Zhang (2003), considerando o critério da sazonalidade das séries temporais como De Gooijer e Franses (1997), analisam a previsão da procura dos consumidores no mercado retalhista. Devido às fortes flutuações sazonais observadas nas vendas do retalho os autores optam pela comparação de modelos de previsão lineares e não lineares. As previsões futuras

sobre o consumo retalhista podem contribuir para uma melhoria da eficácia das operações no negócio do retalho e da cadeia de abastecimento. Devido às fortes variações sazonais das vendas do retalho, estes investigam os efeitos das diferentes estratégias da modelação da sazonalidade e as técnicas da precisão da previsão.

O objetivo do estudo de Chu e Zhang (2003) consiste, assim, na comparação da precisão de vários modelos lineares e não lineares para a previsão da procura agregada no retalho. Estes mencionam que, devido às fortes flutuações sazonais observadas, são aplicados diversos métodos de previsão tradicionais, tais como a abordagem de séries temporais através da aplicação de modelos em que a sazonalidade pode ser acomodada através da inclusão de *dummies* sazonais e funções trigonométricas. Através da análise de modelos lineares e não lineares, os autores analisam a precisão e a fiabilidade dos modelos de previsão sobre o consumo retalhista. De entre os métodos utilizados, segundo os autores, o modelo que incorpora a sazonalidade como sendo o modelo mais adequado para a previsão, na medida em que permite captar a sazonalidade característica do consumo retalhista e definir de forma mais precisa a previsão.

Segundo Taylor (2007), otimizar o consumo retalhista das empresas não implica apenas a eficiência das operações, mas também uma previsão dos acontecimentos e tendências futuras. Devido ao facto de os produtos apresentarem sazonalidade na procura, as previsões reduzem a incerteza associada a esta aleatoriedade. Com acesso à informação e tendência futura do mercado, as empresas podem gerir com eficiência o *stock* possuído e/ou a encomendar, evitando situações de excesso ou de escassez do mesmo. Qualquer uma destas situações provoca uma incompatibilidade de resposta da empresa à procura e não permite otimizar o resultado financeiro da mesma. A existência de um excesso de *stock* irá proporcionar acréscimos nos custos de armazenagem, enquanto a escassez irá propiciar um custo de oportunidade de venda. Tais fatos evidenciam que a gestão de *stock* exige, de forma frequente, uma atualização das previsões para diferentes produtos.

O autor refere que frequentemente são aplicadas as previsões pontuais, que consistem na previsão de um conjunto de produtos num determinado momento. Para além das previsões pontuais, devem também ser realizadas previsões frequentes, ou seja, determinar a procura dos consumidores para determinados períodos temporais com o objetivo de definir níveis adequados de stock de segurança.

Bala (2010) refere que o desempenho da gestão dos *stocks* depende da precisão da previsão da do consumo dos agentes económicos. Não obstante, a gestão será tão mais eficiente, quanto menor for o erro da previsão. O autor refere que o crescente desenvolvimento nas duas últimas décadas da gestão do *stock* e do retalho deve-se principalmente aos métodos de previsão do consumo retalhista. Através da metodologia desenvolvida no seu trabalho, este sugere uma técnica da previsão da procura futura através de um modelo de séries temporais que resulta num melhor desempenho do modelo de previsão para o consumo. Através deste modelo de previsão verifica-se uma antevisão precisa do consumo retalhista, uma redução do nível de *stock* e uma melhoria no nível de serviço para com o consumidor.

CAPÍTULO III

3. MODELOS EMPÍRICOS DE MODELIZAÇÃO UNIVARIADA DE SÉRIES TEMPORAIS

Este capítulo foca-se na apresentação e análise dos modelos econométricos que sustentam o estudo empírico. Assim sendo, é descrita de forma detalhada a metodologia de investigação dos modelos de séries temporais para a previsão do consumo retalhista de forma a otimizar as operações. São definidos os diferentes modelos de previsão e os testes de diagnóstico para analisar a fiabilidade dos modelos descritos.

3.1. MODELOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS

A utilização de modelos de séries temporais neste trabalho consiste na previsão do consumo retalhista para a Empresa Portuguesa. Verbeek (2008) evidencia que os modelos de previsão analisam as propriedades estocásticas das séries temporais com base nos valores passados das próprias variáveis e do termo estocástico. Deste modo, são aplicados para a previsão os modelos de regressão linear, ou seja, o modelo ARMA, SARMA e ARMA-GARCH na medida, em que permitem a projeção das séries temporais para além da amostra.

Na literatura, verifica-se a aplicação de modelos de previsão assentes em séries temporais com vista à análise de conjectura de momentos futuros. Os dados históricos são, assim, incorporados como variáveis explicativas de modo a determinar a tendência da variável em análise.

Thomas (1996) refere que os métodos de previsão fundamentam-se no referencial histórico, sendo que a previsão da variável dependente é obtida através da previsão das variáveis independentes, o que aumenta o erro de previsão dos modelos de previsão de séries temporais.

Considerando a análise de séries temporais, verifica-se a metodologia de Box e Jenkins é validada empiricamente. Esta metodologia consiste na definição de um modelo que represente o processo estocástico da série temporal. A previsão fundamentada nesta metodologia realça o ajustamento de modelos de séries temporais compostos por dados históricos com a finalidade de minimizar as diferenças geradas entre o modelo e os valores observados da amostra resultem num comportamento aleatório, em torno de uma média, que deve tender para zero. No contexto

da previsão do consumo futuro esta metodologia é igualmente utilizada por autores como Alon *et al.* (2001), Wong e Guo (2010) e Thomassey (2010).

Lawrence *et al.* (2006) evidenciam que as previsões baseadas em modelos de séries temporais que consideram o referencial histórico da amostra pressupõem, invariavelmente, a verificação de fenómenos como (i) a tendência, (ii) a sazonalidade e (iii) a existência de variáveis aleatórias. Os diferentes métodos de modelização de séries temporais utilizados ao longo deste trabalho para a previsão focam assim os modelos: ARMA, SARMA e ARMA-AGRCH, em resultado das características das séries temporais utilizadas.

O modelo linear de séries temporais definido por Chu e Zhang (2003) fundamenta-se na previsão do consumo retalhista. Em concordância com a metodologia aplicada pelos autores, os modelos que se pretendem aplicar neste estudo são modelos univariados, na medida em que as variáveis são definidas pelo histórico do consumo da Empresa Portuguesa com um horizonte temporal entre: 2 janeiro de 2010 a 31 de março de 2012. A metodologia aplicada neste estudo é próxima da dos autores, mas será diferente por se tratar de uma amostra diária, tendo assim um comportamento e uma sazonalidade distintas.

Tal como é aplicado por Chu e Zhang, também será analisada a viabilidade e precisão das previsões, por forma a comprovar a fiabilidade da procura dos consumidores no futuro. Como é enunciado pelos autores (2003: 230): “A precisão da previsão das vendas do retalho podem contribuir para a melhoria das operações e para a cadeia de abastecimento do retalho”.

3.1.1. MODELO ARMA

As séries temporais são definidas como um conjunto de observações de uma determinada variável em períodos definidos num intervalo temporal representada por y_t , sendo t referente ao período de observação. O valor de cada série $y_t = (y_1, y_2, y_3, y_4 \dots y_T)$ é extraído aleatoriamente de uma distribuição de probabilidade, onde T é o número de períodos na amostra.

Na análise das séries temporais a sua descrição, a sua modelização e a previsão, são tarefas primordiais. A descrição da série temporal é um dos elementos fundamentais, fase em que se procede à caracterização do comportamento da série temporal em termos de mudança de

estrutura e de identificação das irregularidades apresentadas nas observações. A modelização consiste na construção de um modelo que permite compreender o comportamento da série temporal num intervalo temporal definido. Por último, a previsão permite analisar a evolução futura das séries temporais considerando as observações passadas da série (modelos univariados) ou o comportamento histórico da série em relação a outras variáveis (modelos multivariados).

Segundo Johnston e DiNardo (1997), existem dois critérios que justificam a utilização de modelos univariados de séries temporais. Em primeiro lugar, a utilização do histórico da relação entre diferentes variáveis pode não estar corretamente estruturada. Assim, a utilização de um modelo econométrico que relaciona os dados atuais com os do passado permite construir, a curto prazo, uma previsão com um intervalo de confiança significativo. Em segundo lugar, o conhecimento das reflexões teóricas sobre a delineação económica de cada uma das variáveis endógenas do modelo permite transcrever as representações semelhantes do modelo.

De Gooijer e Hyndman (2006) evidenciam que os modelos de séries temporais consideram as características do referencial histórico da série temporal de uma variável para a projeção de dados para o futuro. Greene (2003) realça que estes modelos podem, ainda, classificar os métodos de análise em dois grupos: os modelos determinísticos e os modelos estocásticos. Os modelos determinísticos não consideram a aleatoriedade da série, enquanto os modelos estocásticos pressupõem que cada observação da variável em estudo é realizada de forma aleatória através de uma distribuição de probabilidade.

De realçar que os modelos de séries temporais não assumem a independência das observações. Assim, quando o modelo é composto simultaneamente por processos autoregressivos e por médias móveis é definido por ARMA(p,q) (Modelo Autoregressivo de Médias Móveis), como referem Makridakis e Hibon (1997). Associado ao processo estacionário dos modelos ARMA verifica-se a condição do ruído branco².

Os modelos lineares de séries temporais estacionárias não sazonais foram abordados inicialmente por Box e Jenkins em 1970, considerando a seguinte forma genérica:

² Segundo Gujarati (2003), o processo de ruído branco é definido por uma sucessão de valores não correlacionados ao longo de um determinado período. $Y_t = \varepsilon_t$ é o termo aleatório que assume um conjunto de condições, tais como: média constante $E(\varepsilon_t) = \mu$, variância constante $Var(\varepsilon_t) = \sigma$ e covariância nula $Cov(\varepsilon_t) = \varepsilon_t, \varepsilon_{t-k}$.

$$y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j y_{t-j} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}, \quad \{\varepsilon_t\} \sim WN(0, \sigma^2) \quad (1)$$

onde y_t representa a função dos valores passados e da combinação linear de choques aleatórios, sendo independentes, na medida em que se trata de uma função linear de ponderação dos erros; $\sum_{j=1}^p \phi_j y_{t-j}$ caracteriza os parâmetros autoregressivos de ordem p , sendo p a ordem da componente autorregressiva; $\sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$ definem os parâmetros de médias móveis e q corresponde ao desfasamento da componente de médias móveis podendo assumir valores positivos ou negativos. O modelo os erros aleatórios ε_t são gerados pelo processo ruído branco, ou seja, $\{\varepsilon_t\} \sim WN(0, \sigma^2)$ e covariância $\gamma_k = 0$ para desfasamentos k diferentes de zero. Segundo Johnston e DiNardo (1997), existem três critérios que definem a modelização de um processo ARMA:

- Analisar se a série temporal é estacionária, e caso seja necessário, deve-se torna-la estacionária;
- Após considerar as hipóteses da autocorrelação, deve-se proceder à seleção de critérios de estimação e diagnóstico do modelo ARMA de forma a definir uma com ruído branco;
- Definir previsões para um intervalo temporal relevante.

3.1.2. MODELO SARMA

Uma extensão do modelo ARMA é o modelo SARMA(P,Q)_s (Modelo Sazonal Autoregressivo de Médias Móveis). De acordo Heij *et al.* (2004), este modelo, contrariamente ao anterior, inclui a componente da sazonalidade. Enquanto o modelo ARMA(p,q) considera a autocorrelação entre os valores da série em períodos sucessivos o modelo SARMA(P,Q)_s considera a correlação dentro do período considerado e também entre as observações.

O modelo SARMA(P,Q)_s é constituído por uma componente não sazonal e uma componente sazonal. Por um lado, p , P , q e Q estabelecem o número de parâmetros necessários por outro lado, d , D e s identificam as observações passadas da amostra que são relevantes para a previsão. Quando a amostra considerada é inferior a um ano a série pode demonstrar autocorrelação num um período de sazonalidade definido por s , como é demonstrado:

$$y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j \Delta^d y_{t-1} + \sum_{j=1}^p \Phi_i^P \Delta^D y_{t-1} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-1} + \sum_{j=1}^q \Theta_i^Q \varepsilon_{t-j} \quad (2)$$

Neste modelo, por uma lado, Δ^d representa a ordem de diferenciação e Δ^D a ordem de diferenciação sazonal. Por outro lado, Φ_i^P define o parâmetro autoregressivo sazonal e Θ_i^Q o parâmetro de média móvel sazonal.

3.2. METODOLOGIA DE BOX-JENKINS

O método de Box e Jenkins baseia-se na definição de um modelo ARMA(p,q), que representa um processo estocástico e é definido a partir de um modelo onde se verifica a estacionariedade da série temporal.

Box e Jenkins em 1970, segundo Verbeek (2008), foram os mentores da abordagem da estratégia sistemática de modelização de modelos ARMA(p,q). Esta metodologia fundamenta-se no ajustamento dos modelos de séries temporais para que a diferença entre os valores obtidos pelo modelo e os valores observados derivem em séries de resíduos de comportamento aleatório em torno de zero. Esta metodologia consiste em três etapas: a identificação, a estimação e os testes de diagnóstico.

A primeira etapa, a identificação, consiste na determinação da ordem do modelo para descrever a série temporal. Um dos critérios controversos relacionado com os modelos de séries temporais consiste na seleção do próprio modelo, como refere Harvey (1989). O melhor modelo é aquele que minimiza os parâmetros p e q, pois utiliza o menor conjunto de parâmetros para seu ajustamento à série dos dados observados. Inicialmente analisa-se a ACF (função de autocorrelação parcial) e a PACF (função de autocorrelação). Uma vez que esta análise não é suficiente para selecionar os modelos, pois é subjetiva, em alternativa utilizam-se mais dois critérios de seleção: o AIC (critério de Akaike) e o BIC (critério de Schwarz). Por um lado, para analisar a qualidade do ajustamento, Akaike em 1974 introduziu o critério AIC que se baseia na qualidade de informação do modelo. Hurvich e Tsai (1988) que referem que este critério é utilizado para comparar modelos com os mesmos efeitos invariáveis, mas com diferente

variância, sendo considerado o modelo com menor AIC o melhor. Assim, este critério é mais eficiente para modelos AR. Por outro lado, o critério bayesiano foi introduzido por Schwartz. Segundo Verbeek (2008), o critério de seleção BIC é calculado pelo quadrado dos erros, sendo o melhor modelo o que possui o menor valor. Não obstante, este critério quando é utilizado para comparar diferentes modelos possíveis para uma série temporal desfavorece os que possuem um número de parâmetros elevado. O modelo BIC, como referem Heij *et al.* (2004), penaliza assim a inclusão de regressores comparativamente ao AIC quando tende para o infinito.

Após a identificação dos parâmetros, a fase seguinte consiste na estimação dos parâmetros do processo autoregressivo e médias móveis incluídas no modelo. Esta estimação pode ser realizada, dependendo do modelo, através do método dos mínimos quadrados ou através da máxima verosimilhança.

Por fim, o diagnóstico consiste na análise do modelo, ou seja, constata-se que o modelo estimado e identificado é o mais adequado, após testar a hipótese de que os erros estão normalmente distribuídos. Os testes frequentemente utilizados para testar esta hipótese são o teste de Box-Pierce ou Ljung-Box.

Segundo Makridakis e Hibon (1997), que se basearam na metodologia de Box e Jenkins, os modelos ARMA(p,q) descrevem simultaneamente um comportamento estacionário e não estacionário. Assim, esta trata-se de uma metodologia de modelização flexível em que as previsões, baseadas nestes modelos, são realizadas a partir de valores passados e atuais da série temporal.

3.3. MODELIZAÇÃO DOS EFEITOS ARCH

Os modelos anteriormente referidos não consideram o facto de a volatilidade variar com ao longo do tempo. Os modelos ARCH (Modelo Autoregressivo de Heterocedasticidade Condicional), segundo Verbeek (2008), foram desenvolvidos por Engle. Este modelo considera que pode existir heteroscedastidade nos modelos de séries temporais, assim a variância não é constante ao longo do período. Assim sendo, o modelo ARCH (q), onde q indica o número dos termos autoregressivos do erro, pode ser representado da seguinte forma:

$$y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j y_{t-j} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad \{\varepsilon_t\} \sim WN(0, \sigma^2) \quad (3)$$

$$\varepsilon_t = v_t \sigma_t \quad v_t \sim N(0,1) \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 \quad (5)$$

Este modelo, ARMA(p,q)-ARCH(q) define uma série temporal com termo de erro heteroscedástico, a variância do erro não constante ao longo do tempo, dependente do choque estocástico do período anterior.

Um modelo ARCH de ordem elevada proporciona problemas de estimação. Em grande parte de aplicações empíricas, o modelo ARCH tem sido preterido em favor do modelo GARCH (Modelo Autoregressivo Generalizado de Heterocedasticidade Condicional), sendo proposto por Bollerslev em 1986. A variância condicional é também uma função linear dos próprios valores desfasados, podendo o modelo ser definido da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \sigma_t^2 = & \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots \\ & + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \end{aligned} \quad (6)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (7)$$

Assim sendo, σ_t^2 segue um modelo ARMA(p,q)-GARCH(p,q) onde q representa a ordem da componente do modelo ARCH e p a ordem da componente GARCH. O GARCH corresponde a um ARCH de forma finita. Ao contrário dos modelos ARCH, este modelo permite descrever processos de memória longa, na medida em que σ_{t-j}^2 ($j = 1, \dots, q$).

3.4.PRECISÃO DA PREVISÃO

Segundo, Heij *et al.* (2004), as previsões podem ser consideradas de dois padrões, ou seja, *multi-step ahead* e *single-step ahead*. Por um lado, na previsão *multi-step ahead* conta-se a utilização das observações até ao período, ou seja, considerando a amostra ($t = T$) para a

previsão. Por outro lado, na previsão *single-step ahead* verifica-se a utilização das observações o período desfasado da amostra ($t = T + h - 1$). Segundo Heij *et al.* (2004) a previsão pode ainda ser considerada: dentro ou fora do período definido na série temporal. A previsão dentro da amostra é definida pela previsão no período estabelecido para série temporal. A previsão fora da amostra considera os desfasamentos futuros que ultrapassam os limites temporais definidos pela série, sendo a previsão calculada pelas observações passadas.

Segundo Meade (2000) para avaliar a precisão das técnicas de previsão existem um conjunto de métodos formais para analisar a precisão dos modelos, tais como, RMSE, MAE e MAPE. Estes métodos utilizados analisar a previsão das séries temporais consiste na comparação dos valores previstos (\hat{y}_t) com os valores observados da série (y_t), de forma a caracterizar a capacidade previsão do modelo. Consequentemente, os resíduos podem ser definidos como a diferença entre os valores observados e os valores previstos.

O erro médio da percentagem (RMSE) segundo Armstrong e Collopy (1992) é utilizado para determinar o rigor da previsão da série considerada. Se o resultado for positivo e elevado o método de previsão é considerado depreciado, mas se for significativamente negativo a previsão é considerada sobrestimado.

$$RMSE = \left\{ \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m (y_{t+h} - \hat{y}_{t+h})^2 \right\}^{1/2} \quad (8)$$

onde y_{t+h} define o valor a prever no período $t + h$ definido pelo horizonte temporal h , enquanto que \hat{y}_{t+h} representa o valor previsto de y_{t+h} efetuada a partir da informação do período t .

O desvio absoluto médio (MAE) considera, em termos de valores absolutos, a média dos erros das previsões, é utilizado para medir o erro da previsão considerando a unidade da série original.

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m |y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}| \quad (9)$$

Armstrong e Collopy (1992) evidenciam que erro percentual absoluto médio (MAPE) considera o erro relativo de cada previsão e identifica a grandeza dos erros de previsão comparando com os valores da série. Este é especialmente considerado quando os valores referentes à estatística F_t

assumem valores elevados, mas também é estudado para comparar o rigor da mesma técnica ou de diferentes técnicas mas em duas séries distintas.

$$\text{MAPE} = 100 * \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m \left| \frac{y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}}{y_{t+h}} \right| \quad (10)$$

CAPÍTULO IV

4. METODOLOGIA, ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Neste capítulo são expostos e explicados os resultados obtidos. Antes da discussão dos resultados, uma das fases prévias consiste na recolha, organização e classificação da base de dados, com o objetivo de obter informação passível de ser analisada e interpretada.

O principal objetivo consiste na análise das previsões do consumo da Empresa Portuguesa de retalho como forma de otimizar as operações. Primeiramente, será descrita a amostra que sustenta o modelo empírico, de seguida serão apresentados os pressupostos das séries temporais e os principais modelos utilizados para as séries e os testes utilizados. Finalmente, serão expostos os critérios de sazonalidade e tendência associados à previsão, os diferentes modelos que permitem modelizar a série para cada categoria e os modelos que definem de forma mais precisa a previsão. O Gretl e o Eviews foram o *software* econométrico utilizado no estudo.

4.1. CRITÉRIOS DE AMOSTRAGEM

O principal objetivo da previsão da procura dos consumidores é reduzir a incerteza de previsão que pode influenciar o resultado da atividade da Empresa Portuguesa. Ray (1982) refere que a análise antecipada de acontecimentos futuros permite otimizar determinadas atividades.

A amostra utilizada foi obtida através da base de dados interna da Empresa Portuguesa. A amostra reporta às vendas diárias de 02 de janeiro de 2009 a 31 de março de 2012. Os dados recolhidos foram observados num intervalo diário resultando em 818 observações. Esta amostra refere-se às quantidades vendidas de diferentes produtos e não aos respetivos valores monetários resultantes das vendas. A amostra foi posteriormente dividida em sete categorias de acordo com as características intrínsecas dos produtos, sendo respetivamente definidas por: Categoria A (lazer), Categoria B (casa), Categoria C (arrumação), Categoria D (cultura), Categoria E (bricolagem), Categoria F (animais e plantas) e Categoria G (parcerias de marketing). O conjunto das categorias é definido por Bazar Ligeiro, dado que o modelo de previsão a ser aplicado visa incorporar os dados históricos como uma variável, de forma determinar a

tendência da procura por parte dos consumidores finais. A seguinte tabela apresenta as estatísticas descritivas para as diferentes categorias.

Tabela 4.1: Estatísticas descritivas

Variável	Observações	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Bazar Ligeiro	820	354170	128600	34100	554350
Categoria A	820	22363	31386	2429	172840
Categoria B	820	69018	22268	8241,1	51898
Categoria C	820	18590	6619,3	2395	1058200
Categoria D	820	103280	87194	5793	70444
Categoria E	820	35561	9568,7	4001	186610
Categoria F	820	98002	24202	11239	183850
Categoria G	820	7352,5	16184	2	1318500

Fonte: Elaboração própria.

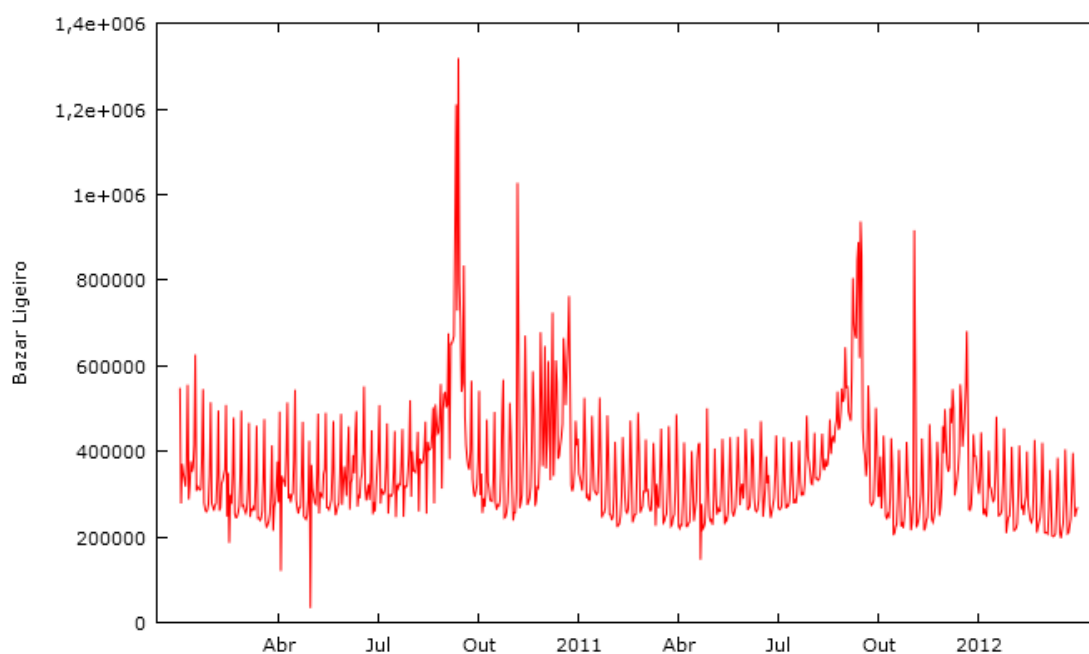
Através da análise das estatísticas descritivas conclui-se, que existem diferenças substanciais entre as categorias. Estas diferenças devem-se essencialmente às características intrínsecas dos produtos. Na Categoria A, verifica-se que em média são vendidas 22363 unidades por dia, sendo que no máximo são vendidas 172840 unidades e no mínimo 2429 unidades. Considerando a Categoria B, verifica-se que a média das vendas é superior comparativamente à Categoria A. Assim, em média são vendidas diariamente 69018 unidades, sendo que atinge o seu pico máximo nas 8241 unidades e o mínimo nas 51898 unidades. Na Categoria C, verifica-se uma média de vendas diárias de 18590 unidades, o máximo é atingido nas 1058200 unidades e o mínimo nas 2395 unidades. No que respeita à categoria D, constata-se uma média de vendas de 103280, sendo esta a categoria que regista as vendas diárias mais significativas. A mesma regista um mínimo de 5793 unidades diariamente e um máximo de 70444 unidades. A Categoria E apresenta um máximo de vendas de 186610 unidades e um mínimo de 4001 unidades. Como tal, a média das vendas diárias desta categoria é de 35561 unidades. Na Categoria F, verifica-se um volume de vendas diário elevado, sendo de 183850 unidades e um mínimo de 11239 unidades. Em média esta categoria diariamente vende 98002 unidades. Por último, a Categoria G é a categoria com uma média de vendas diárias menor e ainda com menor

valor de produtos vendidos, sendo respetivamente de 7352 unidades e de 2 unidades. No entanto, esta categoria verifica um máximo de vendas de 1318500 unidades. De forma genérica, o conjunto destas categorias, denominada por Bazar Ligeiro, regista uma média de vendas diárias de 354170 unidades, sendo o máximo atingido às 554350 unidades e o mínimo às 34100 unidades.

No caso de todas as categorias verifica-se uma variabilidade significativa, demonstrada pelo valor dos desvios-padrão, registando-se uma tendência mais elevada nas Categoria A, D e G, decorrente de uma oscilação acentuada do consumo retalhista.

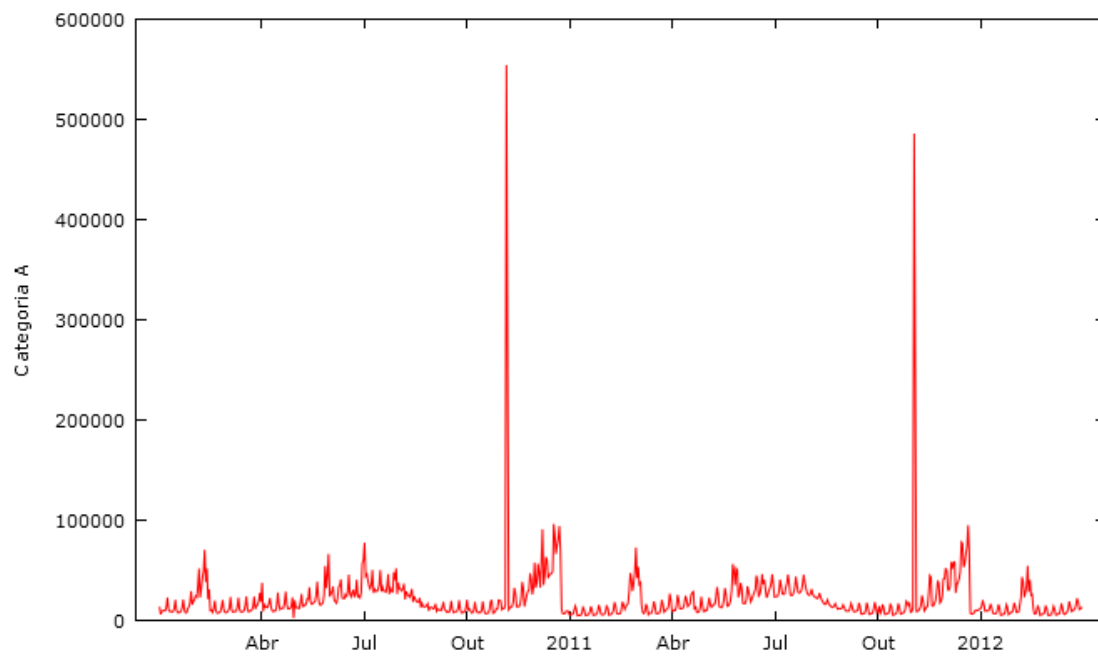
Considerando a análise temporal das vendas destas categorias, procedeu-se à realização do gráfico das séries temporais, os quais:

Figura 4.1: Série Temporal Bazar Ligeiro



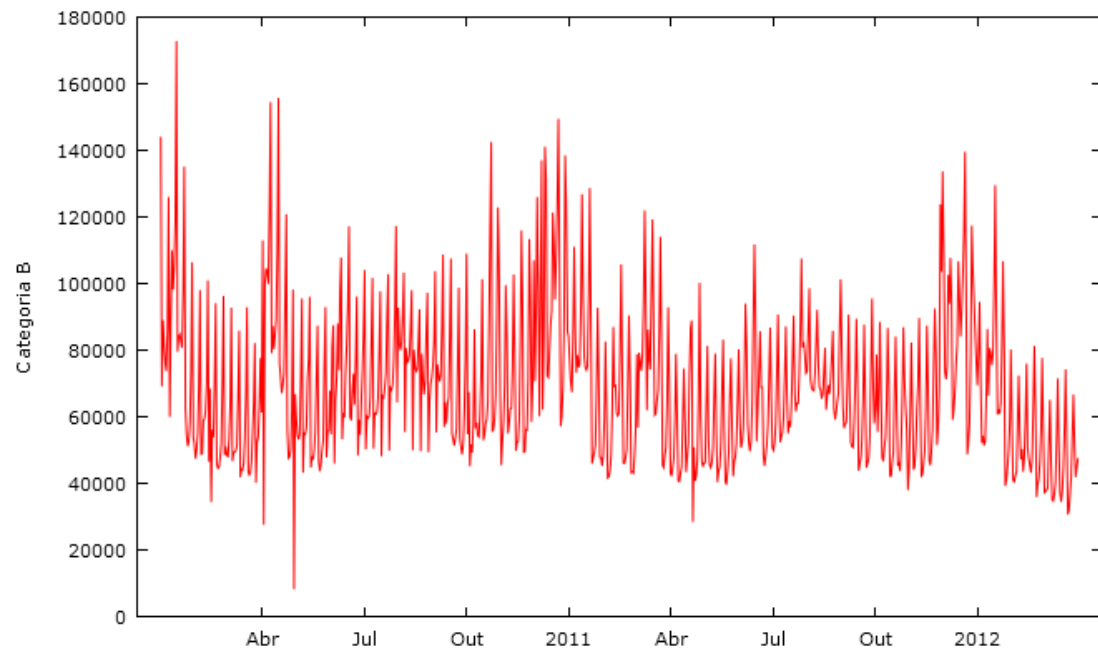
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.2: Série Temporal Categoria A



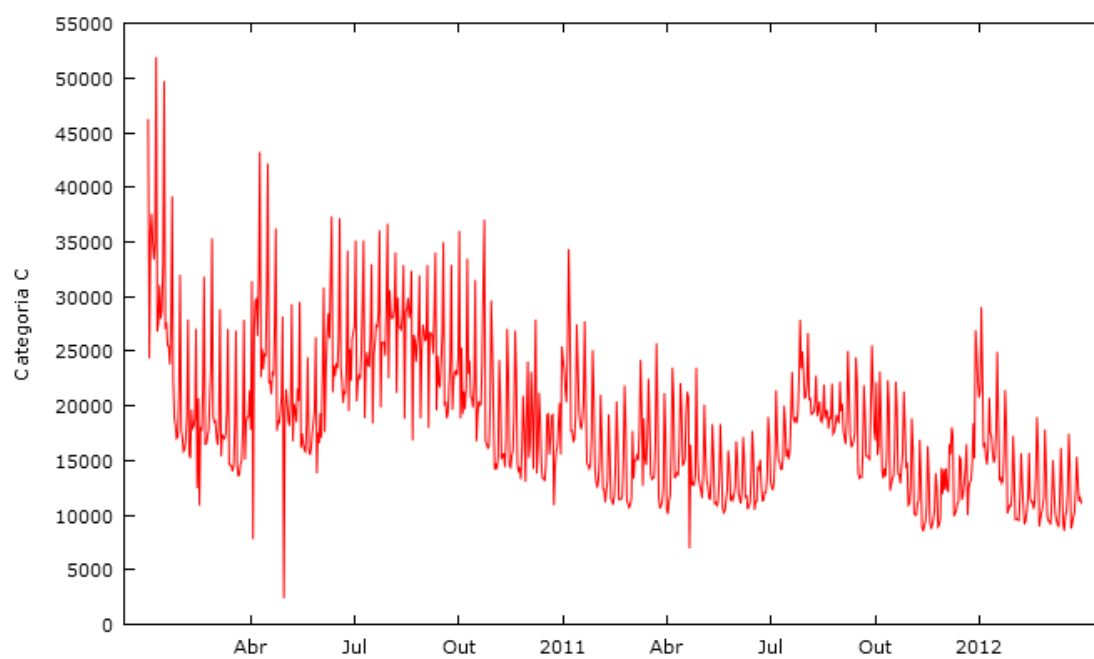
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.3: Série Temporal Categoria B



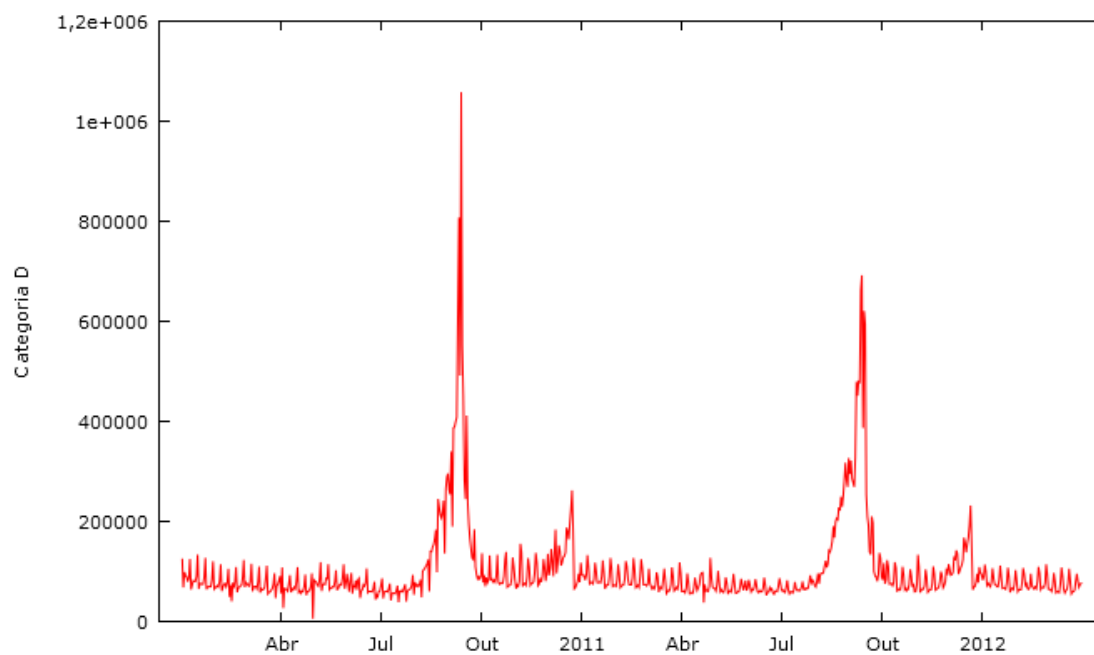
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.4: Série Temporal Categoria C



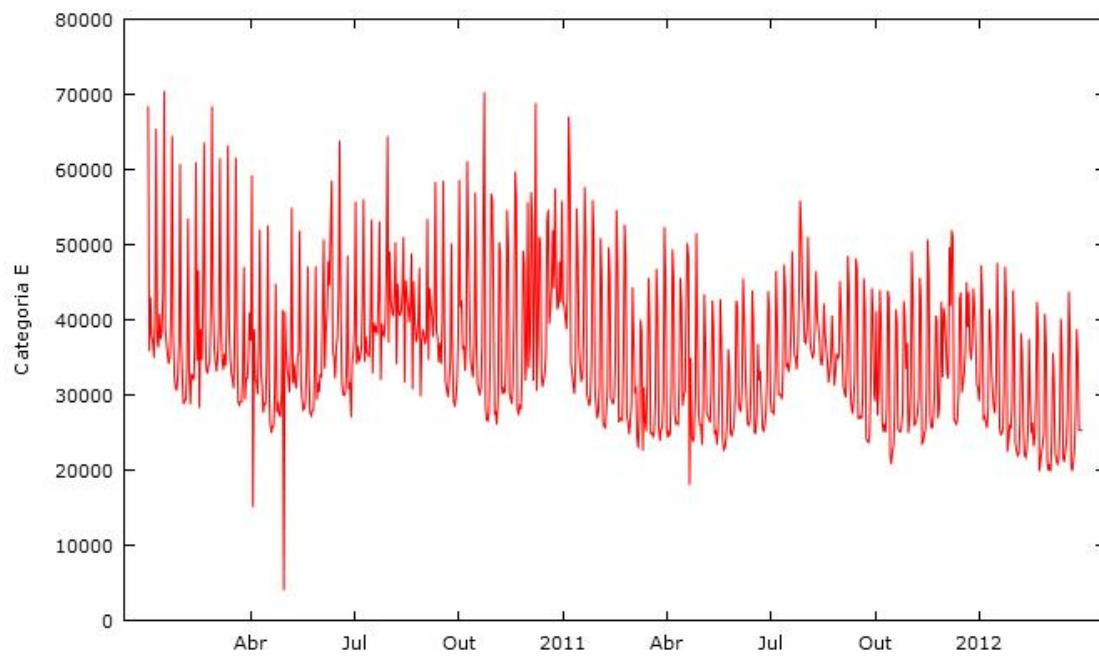
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.5: Série Temporal Categoria D



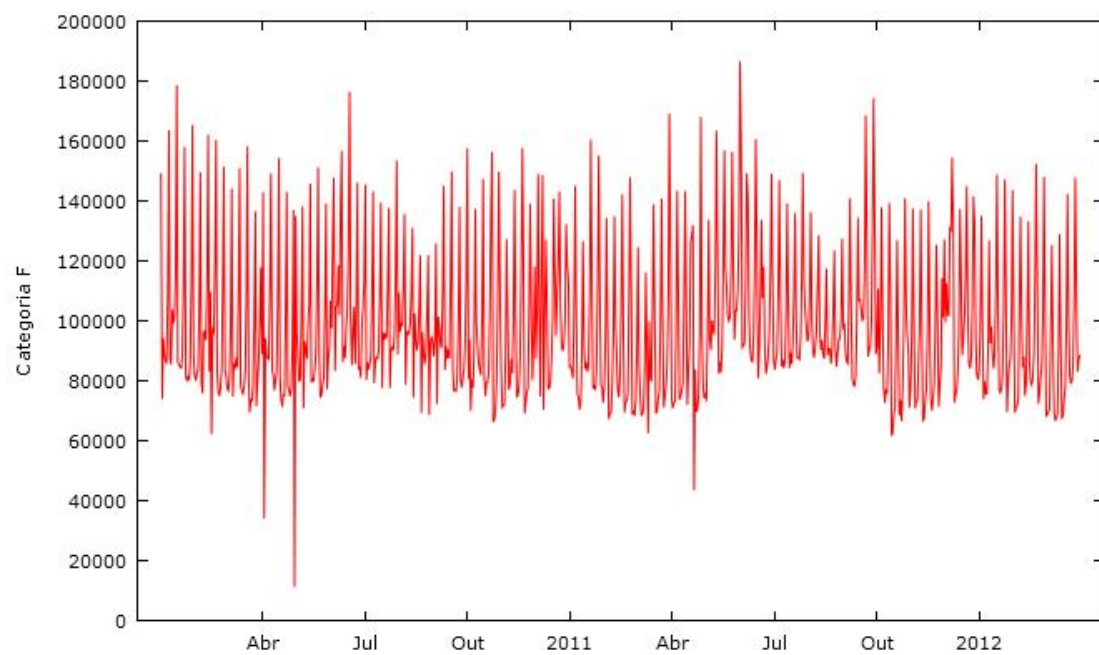
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.6: Série Temporal Categoria E



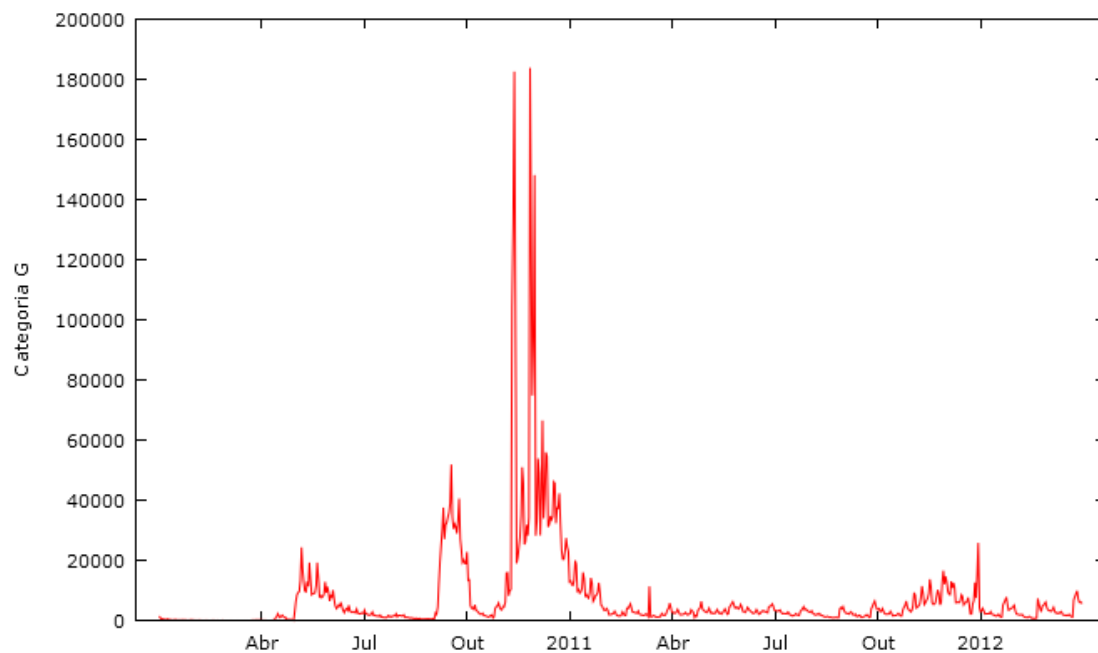
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.7: Série Temporal Categoria F



Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.8: Série Temporal Categoria G



Fonte: Elaboração própria.

Como pode ser observado, todas as séries temporais apresentam oscilações que refletem a instabilidade e a sazonalidade do consumo retalhista ao longo do período, ou seja, entre 02 de janeiro de 2009 a 31 de março de 2012. Esta instabilidade é evidenciada de forma mais acentuada nas categorias A, D e G demonstrando significativos “picos” de sazonalidade do que as restantes categorias. Estes “picos” de sazonalidade correspondem a períodos de vendas mais acentuadas provocados por campanhas promocionais e por épocas de consumo específicas ao longo do período considerado. Após um pico de vendas verifica-se que existe uma redução significativa das mesmas, principalmente para as categorias A, D e G que posteriormente são precedidas por períodos de uma redução significativa da procura dos consumidores. Atendendo às características intrínsecas de cada categoria verifica-se que na categoria A o “pico” de sazonalidade é atingido no mês de novembro em 2010 e novamente no mesmo mês em 2011, na Categoria D nos meses de setembro e dezembro respetivamente em 2010 e 2011, na categoria G verifica-se uma sazonalidade mais obstinada entre novembro e dezembro do ano de 2010. Considerando o comportamento característico do consumo retalhista verifica-se um comportamento adverso para as restantes categorias consideradas sendo que a sazonalidade é verificada de forma pouco evidente nas restantes categorias, ou seja, as categorias B, C, D, E e

F. Nestas categorias verifica-se que um comportamento mais uniformizado ao longo do período em análise. Estas categorias demonstram uma menor instabilidade na procura o que reflete uma tendência constante e uma reversão para a média ao longo do período.

As séries parecem ser estacionárias em todas as categorias, pois tendem a reverter para a sua média. Adicionalmente, as flutuações em torno da mesma apresentam amplitudes constantes. Adiante, no contexto da análise empírica, a estacionariedade será testada pelo teste de Dickey-Fuller.

4.2. ESPECIFICAÇÃO DO MODELO

O estudo das propriedades da série temporal é relevante na medida em que identificar um (ou alguns) modelo(s) que possam ser considerados adequados para aproximar o comportamento da série temporal em estudo. Assim, o conhecimento destas propriedades consiste na análise da identificação do modelo.

A estacionariedade dos resíduos foi testada para cada categoria com o objetivo de comprovar a estacionariedade das séries temporais. Todas as categorias apresentaram resíduos de ruído branco e são estacionárias. Estes resultados foram obtidos a partir do teste da raiz unitária de Dickey-Fuller. O teste de Dickey-Fuller considera na hipótese nula a existência de raízes unitárias, tratando-se de um processo estocástico. Já na hipótese alternativa verifica-se a existência de uma tendência estacionária ou determinística, onde não é implícito a existência de raízes unitárias. Como o teste de Dickey-Fuller, considerando um desfasamento de ordem 20, rejeita a existência de uma raiz unitária significa que a variável é estacionária e, portanto, nesse caso não será necessário aplicar as primeiras diferenças, pelo que se considerou a utilização das variáveis em nível (tabela 4.2).

Tabela A.4.2: Teste de Dickey-Fuller

Bazar Ligeiro	Estatística – τ	-3,37306
	Prob (Estatística τ)	0,01194
Categoria A	Estatística – τ	-6,11197
	Prob (Estatística τ)	6,412e-8
Categoria B	Estatística – τ	-3,55093
	Prob (Estatística τ)	0,00680
Categoria C	Estatística – τ	-2,71323
	Prob (Estatística τ)	0,07171
Categoria D	Estatística - τ	-4,11786
	Prob (Estatística τ)	0,00090
Categoria E	Estatística – τ	-2,17327
	Prob (Estatística τ)	0,2163
Categoria F	Estatística – τ	-3,96446
	Prob (Estatística τ)	0,00162
Categoria G	Estatística – τ	-3,58623
	Prob (Estatística τ)	0,00606

Fonte: Elaboração própria.

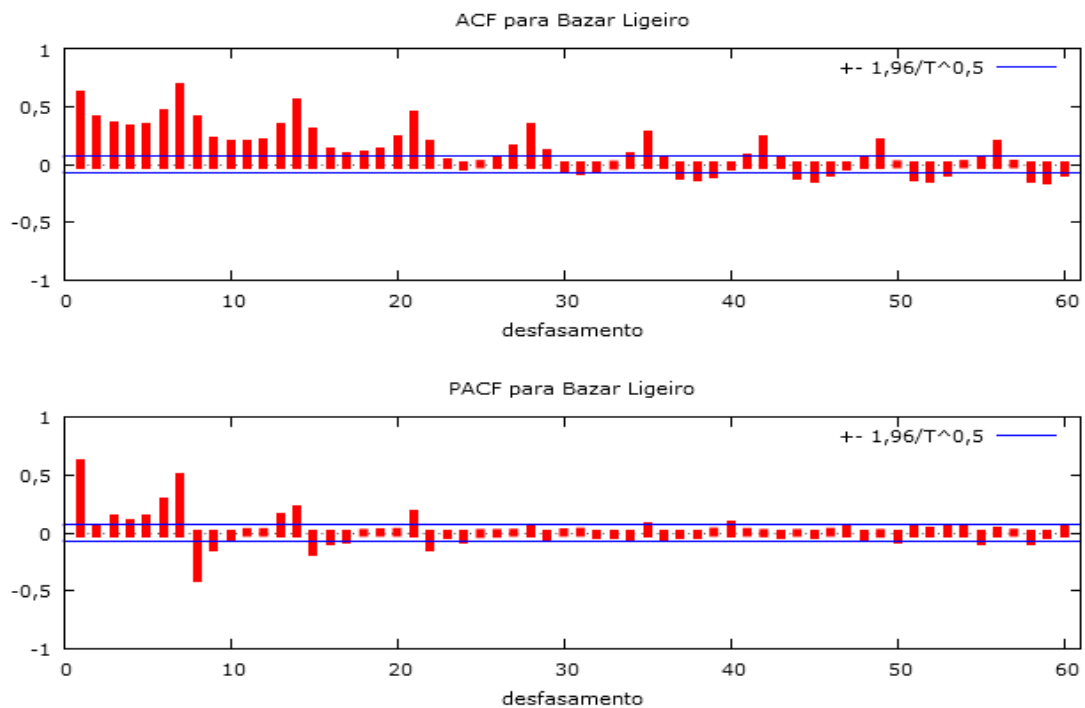
Nota: No teste de Dickey-Fuller considera-se a estimação do valor da estatística t estimado para o parâmetro y_{t-1} que segue a distribuição da estatística τ . A hipótese nula considera que $\rho = 1$ considera-se a existência de raízes unitárias tratando-se de um processo estocástico, a hipótese alternativa considera que se trata de um processo estacionário onde não se consta a existência de raízes unitárias.

Numa fase inicial, e no contexto da identificação e modelização da série temporal procedeu-se à análise da ACF³ e da PACF⁴, por forma a identificar a ordem das séries. Este é um procedimento comum para testar as propriedades dos resíduos da série temporal, verificando as características de ruído branco.

³ Critério de Akaike

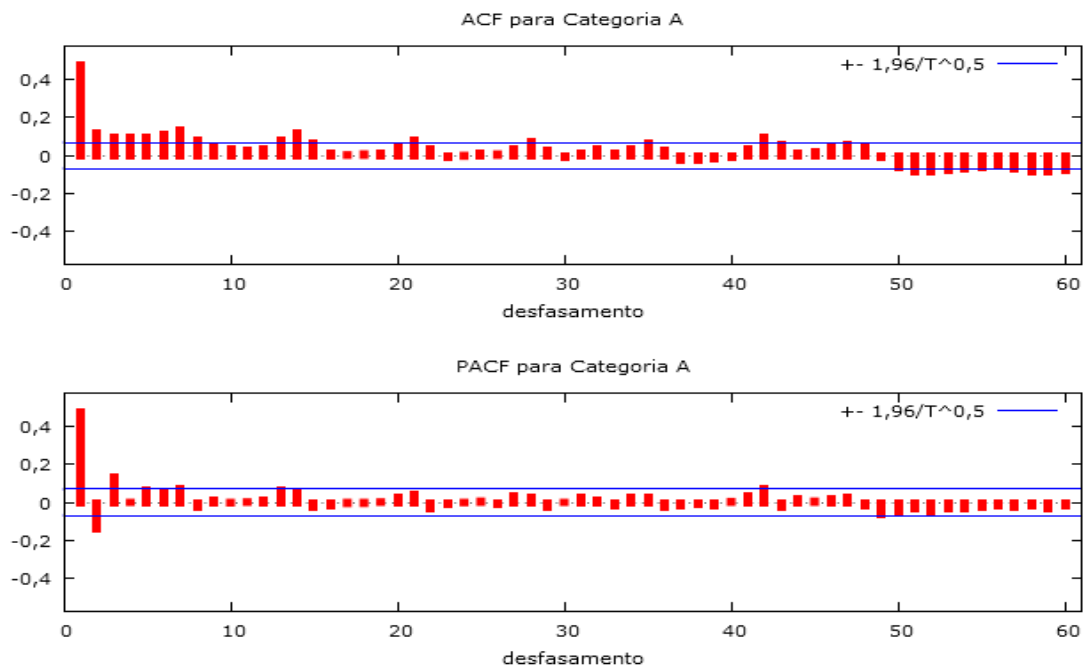
⁴ Critério de Schwarz

Figura 4.9: Correlograma Bazar Ligeiro



Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.10: Correlograma Categoria A



Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.11: Correlograma Categoria B

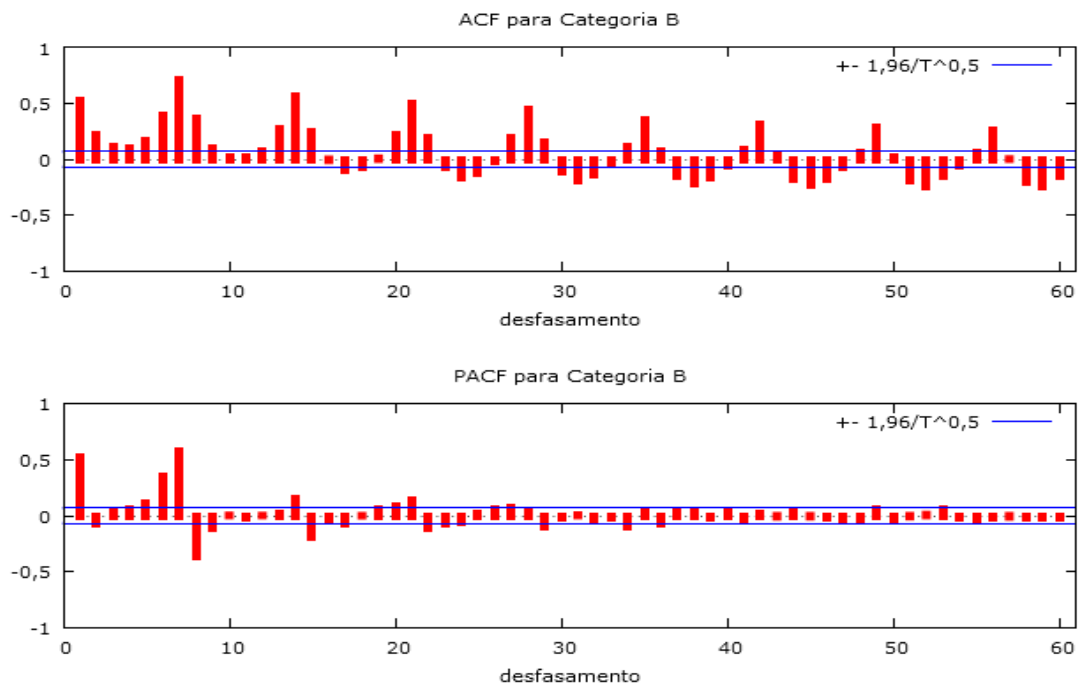


Figura 4.12: Correlograma Categoria C

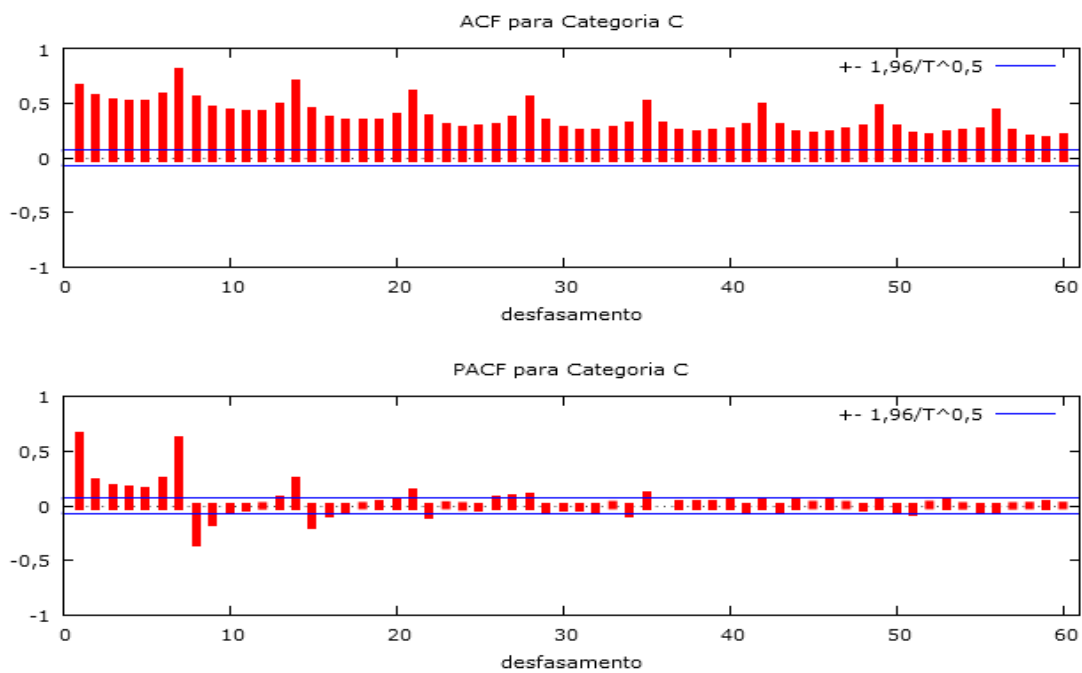
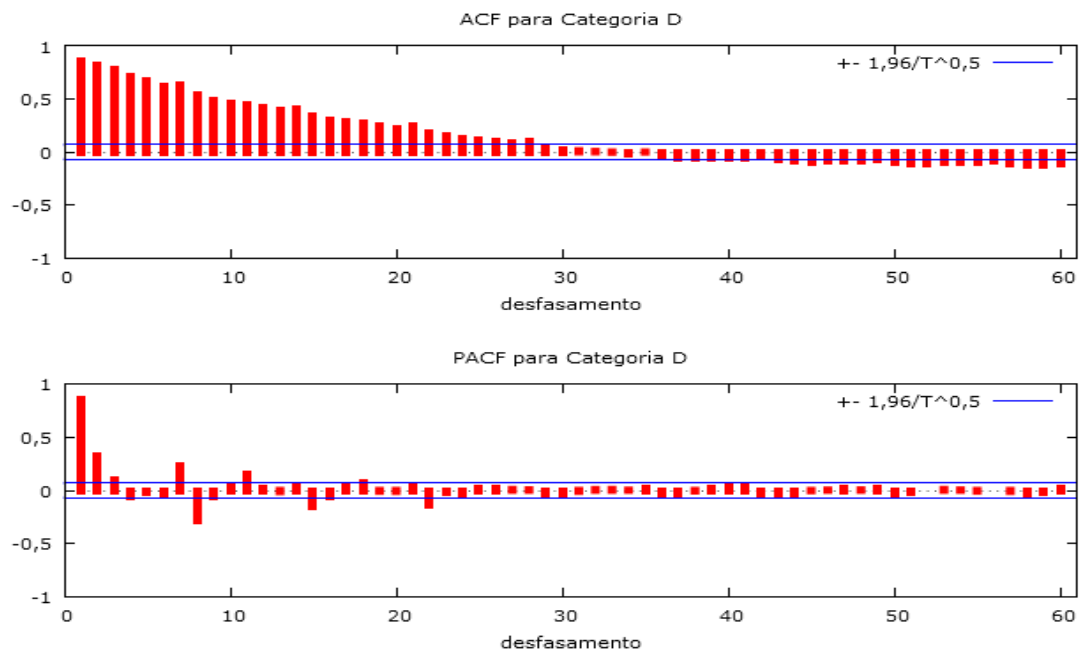
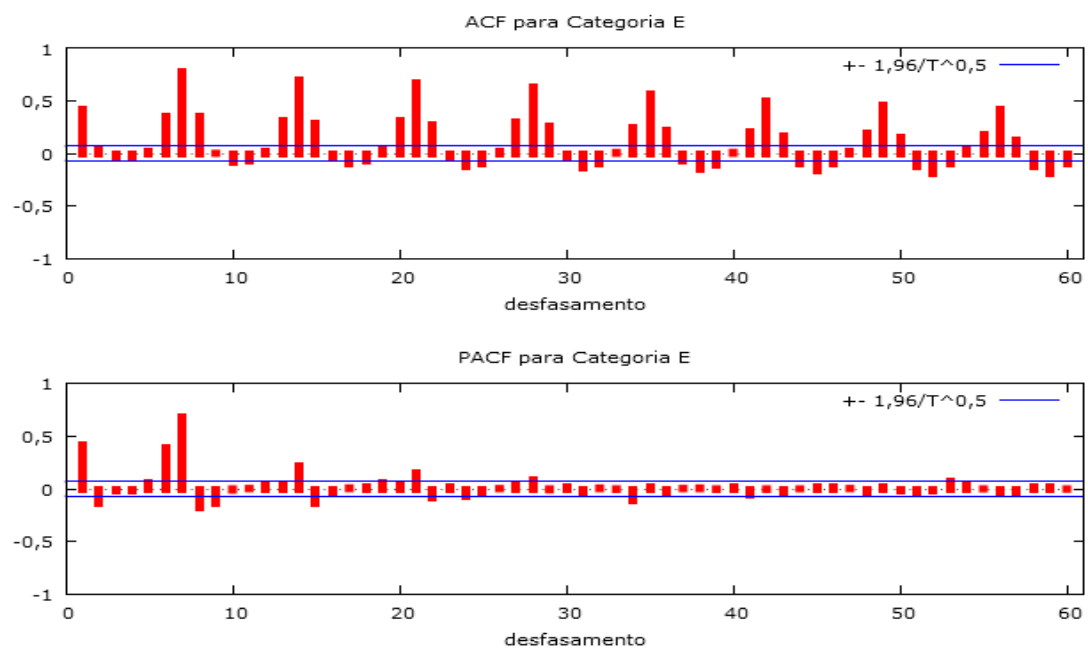


Figura 4.13: Correlograma Categoria D



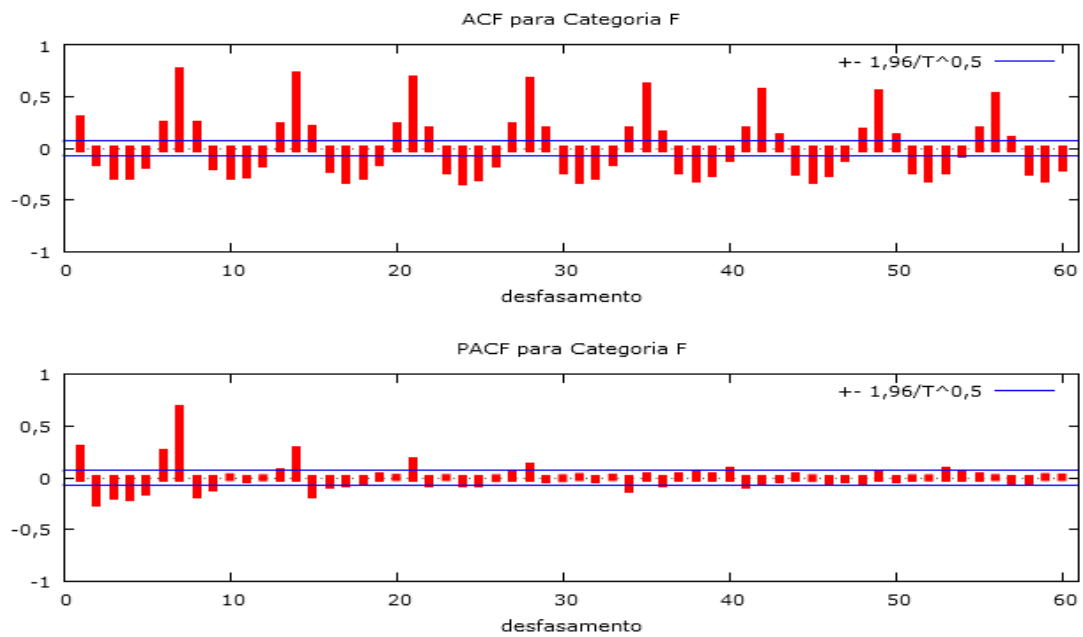
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.14: Correlograma Categoria E



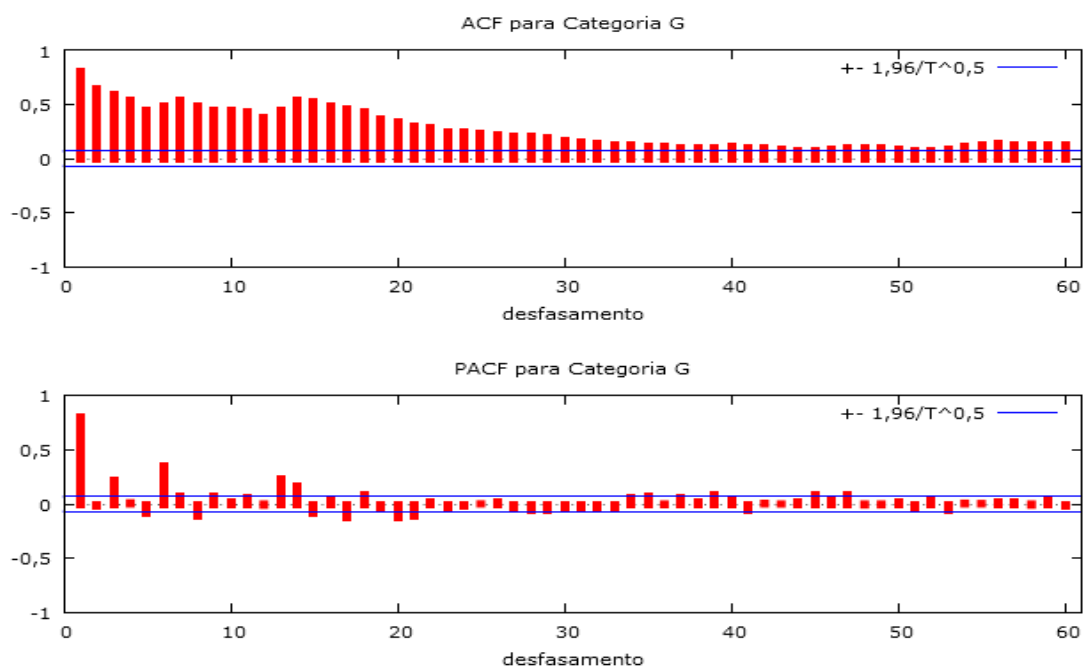
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.15: Correlograma Categoria F



Fonte: Elaboração própria.

Figura 4.16: Correlograma Categoria G



Fonte: Elaboração própria.

Nos modelos lineares univariados de séries temporais o principal objetivo consiste na descrição do comportamento das variáveis considerando a informação passada. Torna-se então relevante analisar a correlação entre os valores desfasados. Para tal, são utilizados critérios ACF e PACF. O ACF mede o grau de correlação de uma variável, num determinado momento presente com um período anterior, podendo ser definido como a relação entre a autocovariância e a variância. O PACF define-se como uma medida de correlação entre a observação presente y_t e k períodos desfasados, considerando y_{t-k} . Este critério é utilizado para definir o processo estocástico subjacente à série temporal.

Através da análise do correlograma é possível identificar as características da série temporal na medida em que o gráfico permite simetrizar a cada coeficiente de autocorrelação o respetivo desfasamento temporal. Na figura 4.9. que define Bazar Ligeiro verifica-se que os valores do ACF apresentam valores significativos ao longo da série temporal, enquanto que o PACF apresenta os primeiros coeficientes significativos caracterizando de forma global o comportamento das sete categorias consideradas no estudo. Na figura 4.10 da Categoria A o ACF é caracterizado por uma persistência de pequenos e consecutivos “picos” nos coeficientes e o PACF é definido por coeficientes iniciais significativos com um comportamento oscilante mas pouco significativo ao longo dos restantes desfasamentos. Na figura 4.11 a Categoria B é caracterizada por um ACF que evidencia uma persistência de picos sazonais ao longo do período evidenciando o comportamento da categoria e um PACF constata-se que os coeficientes são significativos nos períodos iniciais de desfasamento e uma redução da significância nos períodos seguintes. Na figura 4.12 a Categoria C é caracterizada por uma significância elevada dos coeficientes ao longo de todo o período de desfasamento temporal, enquanto que a PACF regista que os sete primeiros desfasamentos significativos. Na figura 4.13 da Categoria D verifica-se no ACF que os coeficientes iniciais nos desfasamentos são significativos e posteriormente tendem a decrescer e reverter para valores negativos, o PACF verifica-se que apenas os primeiros desfasamentos se demonstram significativos. Na figura 4.14 da Categoria E no ACF existe uma persistência consecutiva de coeficientes significativos ao longo do período sendo seguidos de coeficientes pouco significativos, no PACF verifica-se uma menor significância dos coeficientes que apenas é evidenciada dos desfasamentos iniciais. Na figura 4.15 da Categoria F o ACF é caracterizado por autocorreções significativas nos desfasamentos seguidas de imediato por quedas abruptas das mesmas, o PAC é caracterizado por um decadência com oscilações ao longo do período de desfasamento. Por fim, a figura 4.16 da Categoria G é identificada por uma ACF inicialmente

significativa que vai decaindo nos desfasamentos posteriores, o PACF é definido por autocorrelações significativas nos desfasamentos iniciais seguidos por uma suavização da autocorrelação.

Formulado o estudo do correlograma e identificada a ordem das séries apropriada para cada categoria, foram também utilizados os critérios AIC e BIC⁵, para a definição dos processos ARMA. Estes critérios são utilizados para comparar modelos. No caso do AIC são comparados os mesmos efeitos invariáveis apenas diferindo na variância, enquanto no BIC são comparados os quadrados dos erros. Os modelos discutidos nesta secção definidos considerando assim, o menor valor para ambos os critérios de ajustamento.

A série temporal definida num período diário - entre 02 de janeiro de 2009 a 31 de março de 2012 - é caracterizada por uma elevada sazonalidade como se pode constatar pela análise para cada categoria dos anteriores gráficos das séries temporais e dos respetivos correlogramas. Como forma de captar e corrigir esta mesma sazonalidade foram aplicados para além dos modelos ARMA os modelos SARMA e analisados em conformidade os respetivos critérios AIC e BIC para a identificação do modelo apropriado para cada categoria.

Uma vez que se tratam de dados diários foi também analisada a variância dos erros para cada uma das categorias, assim foi testada a presença de efeitos ARCH para os modelos ARMA. Um modelo ARCH de ordem elevada proporciona problemas de estimação na medida em a variância dos erros de um modelos pode deturpar os valores médios da previsão (Tabela 4.3).

⁵ As quais estão identificadas nos Anexos 1, 2 e 3 nos respetivos modelos.

Tabela 4.3: Resultados do teste de efeitos ARCH

Bazar Ligeiro	Estatística - χ^2	104,471
	Prob. (Estatística χ^2)	1,28423e-019
Categoria A	Estatística - χ^2	0,0327258
	Prob. (Estatística χ^2)	1
Categoria B	Estatística - χ^2	146,094
	Prob. (Estatística χ^2)	2,68165e-028
Categoria C	Estatística - χ^2	133,399
	Prob. (Estatística χ^2)	1,22431e-025
Categoria D	Estatística - χ^2	246,553
	Prob. (Estatística χ^2)	1,50028e-049
Categoria E	Estatística - χ^2	143,395
	Prob. (Estatística χ^2)	9,87719e-028
Categoria F	Estatística - χ^2	219,323
	Prob. (Estatística χ^2)	9,18654e-044
Categoria G	Estatística - χ^2	44,6543
	Prob (Estatística χ^2)	1,59599e-007

Fonte: Elaboração própria.

Nota: O teste ARCH testa a hipótese do comportamento dos erros para o modelo de cada categoria face a um possível comportamento autorregressivo. χ^2 representa a distribuição Qui-Quadrado. A hipótese nula considera a ausência de processo ARCH contra a hipótese alternativa da presença de efeitos ARCH.

A tabela 4.3 do teste de efeitos ARCH comprova que para todas as categorias incluindo o Bazar Ligeiro verificou-se uma presença significativa de efeitos ARCH, devido ao facto de se tratar de uma amostra com uma frequência elevada. Para tal, foram assim aplicados os modelos ARMA-GARCH com o objetivo de corrigir a correlação entre os dados e permitindo uma eficiência da previsão.

Todavia um dos problemas mais importante relacionado com os modelos de séries temporais consiste precisamente na determinação da sua ordem. Devido às especificidades da série temporal considerada e partir dos critérios definidos pela ordem de integração propostos pelos correlogramas para cada uma das categorias, foram considerados para a estimação os modelos os critérios AIC e BIC. Assim, a identificação do modelo adequado fomentou-se na escolha do modelo que minimiza os critérios, permitindo assim modelar a série temporal de forma apropriada. Para as diferentes categorias foram assim, determinados os modelos ARMA, SARMA e ARMA-ARCH. O principal objetivo da utilização dos modelos ARMA é consiste na extrapolação da série para o futuro, para além do período da amostra, assim inicialmente é considerado o modelo ARMA na medida em que aparentemente permite adequar o comportamento da série temporal em estudo. No entanto, devido à especificidade do consumo retalhista evidenciada na série temporal considerada, o modelo SARMA foi também considerado devido aos padrões de sazonalidade verificados. Por fim, por se tratar de uma amostra com periodicidade diária constatou-se a presença de efeitos ARCH na série temporal, ou seja, a variância dos erros não é constante ao longo do período considerado (como é verificado na tabela 4.3) e posteriormente foram identificados os modelos ARCH-GARCH para cada uma das categorias.

Tabela 4.4: Modelização ARMA, SARMA e ARMA-GARCH por categoria

CATEGORIA	ARMA(p,q)	SARMA(P,Q) _s	ARMA(p,q)-GARCH(P,Q)
Bazar Ligeiro	(7,5)	(2,1)(1,1) ₇	(7,5)(1,1)
Categoria A	(7,0)	(3,0)(1,1) ₇	(7,0)(1,1)
Categoria B	(7;3)	(2,1)(1,2) ₇	(7,3)(1,1)
Categoria C	(7,2)	(2,2)(1,1) ₇	(7,2)(1,1)
Categoria D	(7,2)	(3,2)(1,1) ₇	(7,2)(1,1)
Categoria E	(7,2)	(2,1)(1,1) ₇	(7,2)(1,1)
Categoria F	(7,1)	(2,1)(1,1) ₇	(7,1)(1,1)
Categoria G	(7,2)	(3,0)(1,1) ₇	(7,2)(1,1)

Fonte: Elaboração própria.

Devido às características da série temporal, a modelização dos modelos ARMA para cada uma das categorias considera, de forma específica, desfasamentos autoregressivos concretos. A inclusão destes desfasamentos autoregressivos específicos permite, para todas as categorias, ajustar de forma mais adequada o comportamento da série temporal em estudo.

Para o Bazar Ligeiro e para a Categoria A considera-se apenas o desfasamento 7 na medida em que estes desfasamentos são os que descrevem o modelo mais apropriado para definir a série temporal. Para a Categoria B como pode ser verificado pelo correlograma (figura 4.11) os primeiros coeficientes demonstram ser os mais significativos, portanto, apenas os desfasamentos 1,2,3 e 7 para o processo AR demonstram ser os mais adequados para estruturar a série na medida em são os que apresentam uma eficácia dos valores dos critérios AIC e BIC. O modelo da Categoria C é definido pelos desfasamentos de ordem AR 1 na medida em que permitem modelar a série temporal de forma ajustada. Na Categoria D são considerados os desfasamentos 2, 3, 6 e 7 para a modelização da série temporal. As categorias E e F

consideram os defasamentos 1, 6 e 7 devido aos “picos” que apresentam nos defasamentos, como pode ser observado pelo respetivo correlograma (Figura 4.14 e Figura 4.15). Por fim, a Categoria G incorpora os defasamentos 1,2,4,5 e 6, na medida em que a exclusão do defasamento 3 proporciona permite minimizar os critérios AIC e BIC e permite aproximar comportamento da série temporal.

Existem diversos critérios que permitem analisar a eficiência e o comportamento dos modelos de séries temporais. Após a identificação e estimação do modelo é relevante testar a precisão do ajustamento do modelo. Por conseguinte, deve-se testar as propriedades dos resíduos do modelo estimado, verificando se apresentam os princípios do ruído branco.

4.3. AVALIAÇÃO DA PRECISÃO DO MODELO

Como se referiu inicialmente, o principal objetivo da utilização dos modelos de séries temporais consiste na projeção da série temporal no futuro, ou seja, para além do período da amostra. No entanto, a previsão está sujeita a erros. Após a identificação e estimação dos modelos ARMA, SARMA e ARMA-GARCH para as diferentes séries é necessário testar a precisão do ajustamento dos modelos estimados. Para a análise da precisão dos modelos foram considerados os critérios de precisão da previsão estudados por Chu e Zhang (2003), ou seja, RMSE, MAE e MAPE.

Para identificar a precisão dos modelos para cada uma das categorias ter-se-á que prever valores já conhecidos - definido no período de 1 de abril de 2012 a 25 de abril de 2012 - e calcular os critérios RMSE, MAE e MAPE já referidos. Assim, o modelo mais adequado para a previsão de cada categoria será aquele que apresentar um menor valor nos erros de previsão, na medida em que traduz de forma mais coerente o comportamento da série temporal e como se verifica e permitirá definir a previsão futura do consumo retalhista (tabela 4.4).

Tabela 4.5: Precisão da previsão dos modelos

	RMSE	MAE	MAPE
Bazar Ligeiro			
ARMA(7,5)	65316	50645	20,12
SARMA(2,1)(1,1) ₇	50071	34557	13,67
ARMA(7,5)-GARCH(1,1)	62927,98	49402,16	19,11
Categoria A			
ARMA(7,0)	10956	9950,9	108,93
SARMA(3,0)(1,1) ₇	8985,8	8241,7	89,44
ARMA(7,0)-GARCH(7,1)	5686,92	4623,40	50,93
Categoria B			
ARMA(7,3)	30970	23924	29,244
SARMA(2,1)(1,2) ₇	33603	27632	33,94
ARMA(7,3)-GARCH(1,1)	21407,30	1596,54	24,19
Categoria C			
ARMA(7,2)	3419,4	2567,7	21,24
SARMA(2,2)(1,1) ₇	3285,3	2265,9	18,451
ARMA(7,2)-GARCH(1,1)	3514,68	2736,12	23,44
Categoria D			
ARMA(7,2)	20919	18493	27,83
SARMA(3,2)(1,1) ₇	17620	14427	22,762
ARMA(7,2)-ARCH(1,1)	18693,95	13842,91	20,69
Categoria E			
ARMA(7,2)	6021,8	4679,2	19,66
SARMA(2,0,1)(1,0,1) ₇	5299,8	3327,2	14,36
ARMA(7,2)-GARCH(1,1)	6692,02	4996,86	20,04

Categoria F			
ARMA(7,1)	19559	15989	21,79
SARMA(2,0,1)(1,0,1)	15373	11289	15,43
ARMA(7,1)-GARCH(7,1)	18683,79	15025,21	19,23
Categoria G			
ARMA(7,2)	4216,6	3875,6	146,67
SARMA(3,0,0)(1,0,1)	4155,1	3778,1	144
ARMA(7,2)-GARCH(1,1)	2595,33	1649,68	39,79

Fonte: Elaboração própria.

Considerando os critérios de previsão verifica-se que para as diferentes categorias não existe uma coerência dos modelos capazes de definir com melhor precisão a previsão do consumo retalhista. Assim, considerando os critérios RMSE, MAE e MAPE pode-se considerar que os modelos SARMA e ARMA-GARCH demonstram ser os modelos mais adequados para a previsão, enquanto o modelo ARMA é o modelo que define com menor precisão a previsão do consumo retalhista.

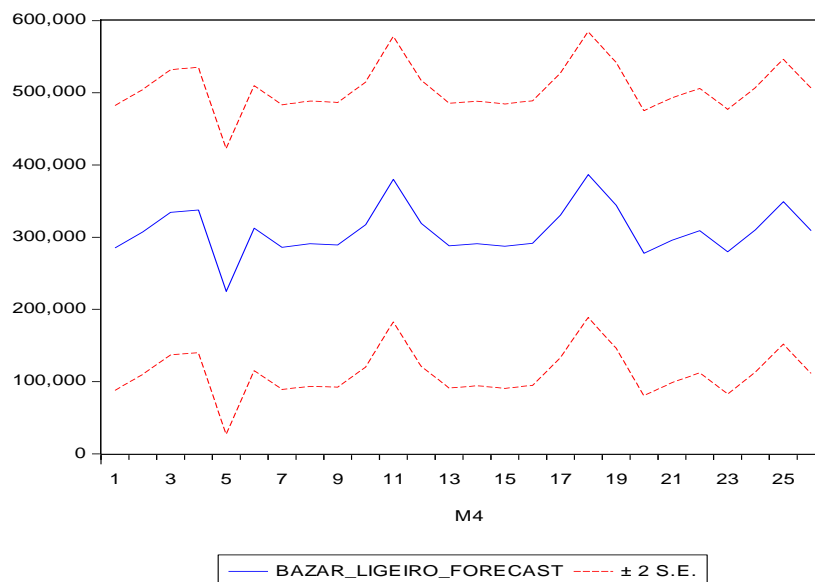
Por um lado, as categorias C, E e F são as categorias cuja previsão é definida de forma mais precisa pelo modelo SARMA, uma vez que através da análise da série temporal e do respectivo correlograma para cada uma das categorias verifica-se a existência de um padrão sazonal regular e estável no tempo com “picos” sempre localizados nos mesmos trimestres. Assim, a modelização destas categorias através dos modelos SARMA é a mais adequada uma vez que permite captar esta mesma sazonalidade e aproximar comportamento da série temporal em estudo.

Por outro lado, nas categorias A, B, D e G a previsão é definida pelo modelo ARMA-GARCH. Em todas as categorias verifica-se que existe uma concordância mútua entre os três critérios para a seleção do melhor modelo. A modelização destas categorias através do modelo ARMA-GARCH na medida em que se trata de uma série temporal definida com periodicidade diária verificou-se que a variância dos erros não é constante, assim, este modelo permite captar a evolução da variância dos erros. Em termos globais, ou seja, no Bazar Ligeiro, verifica-se que este definiu de forma mais precisa pelo modelo ARMA-GARCH.

4.4. PREVISÃO DAS VENDAS DIÁRIAS

Considerando os modelos identificados através dos critérios de qualidade de precisão da previsão considerados por Chu e Zhang (2003), realizou-se a previsão do consumo para cada uma das categorias no período de 1 de abril de 2012 a 25 de abril de 2012. Assim sendo, são aplicados para a previsão os modelos de regressão linear, ou seja, os modelos ARMA, SARMA e ARMA-GARCH na medida, em que permitem a projeção das séries temporais para além da amostra. A previsão é realizada para todas as categorias considerando o período para além do definido na série temporal e considera-se a metodologia *single-step ahead*, na medida em que são consideradas as observações no período desfasado da amostra, ou seja, no período de 1 de abril de 2012 a 25 de abril de 2012.

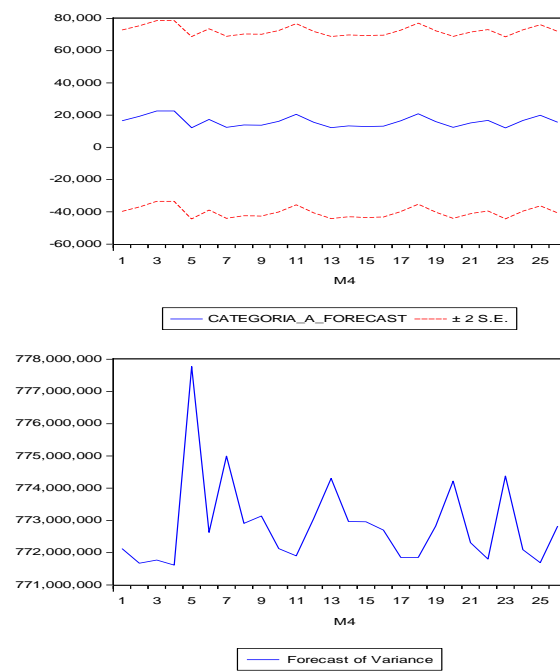
Figura 4.17: Previsão Bazar Ligeiro



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o *software* Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

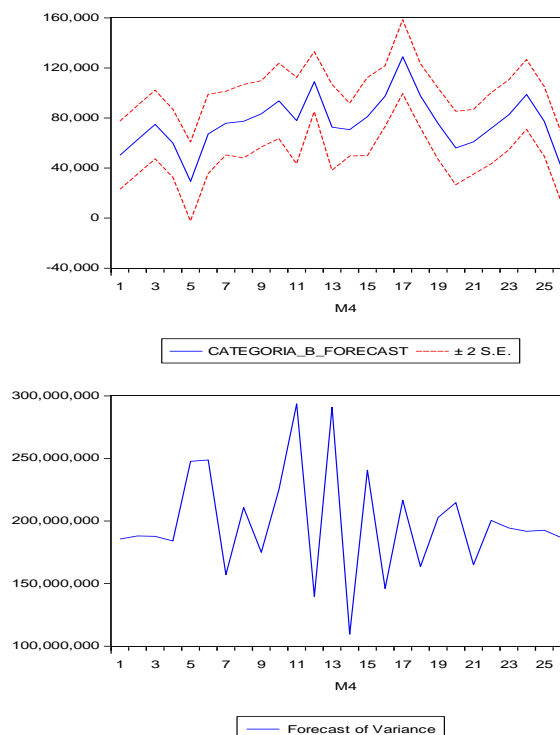
Figura 4.18: Previsão Categoria A



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o *software* Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

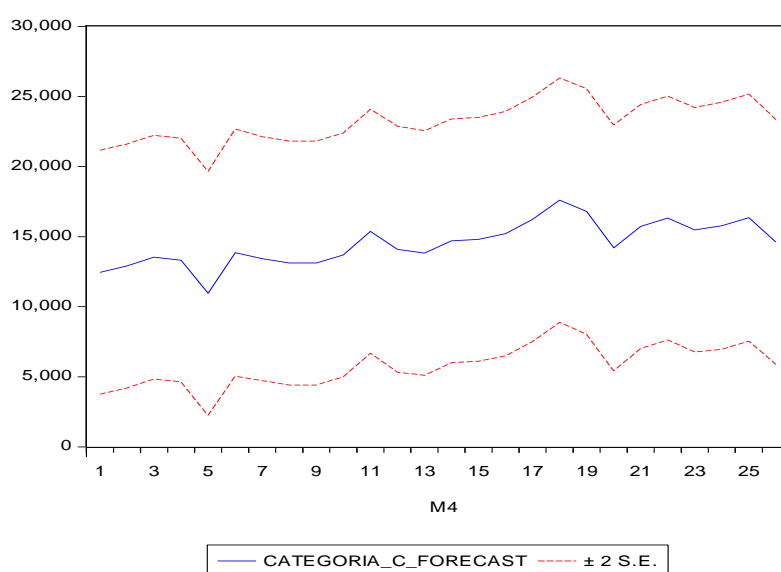
Figura 4.19: Previsão Categoria B



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o *software* Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

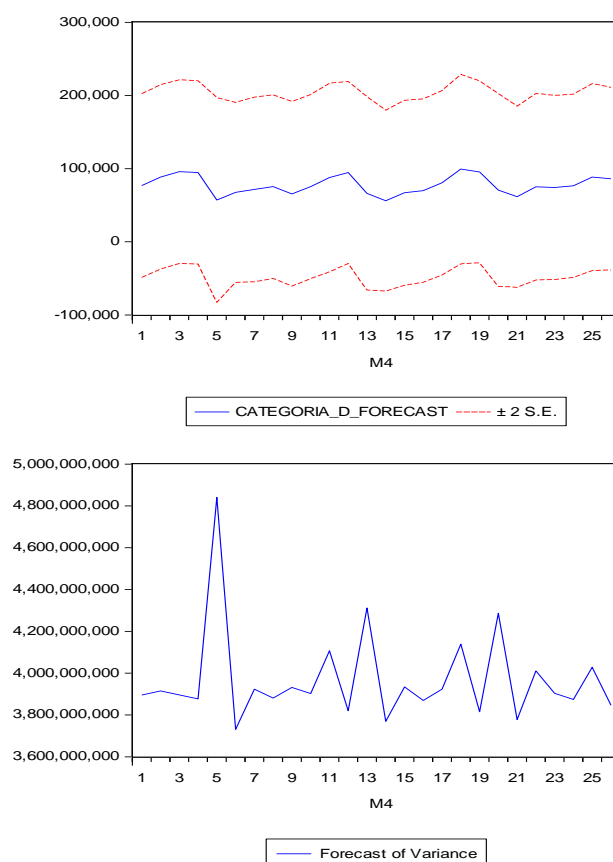
Figura 4.20: Previsão Categoria C



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o *software* Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

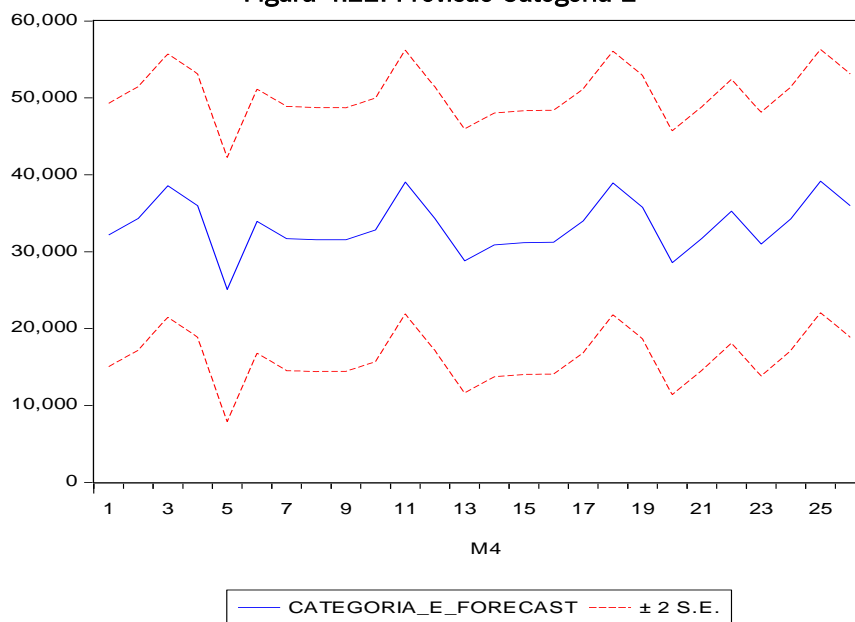
Figura 4.21: Previsão Categoria D



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o *software* Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

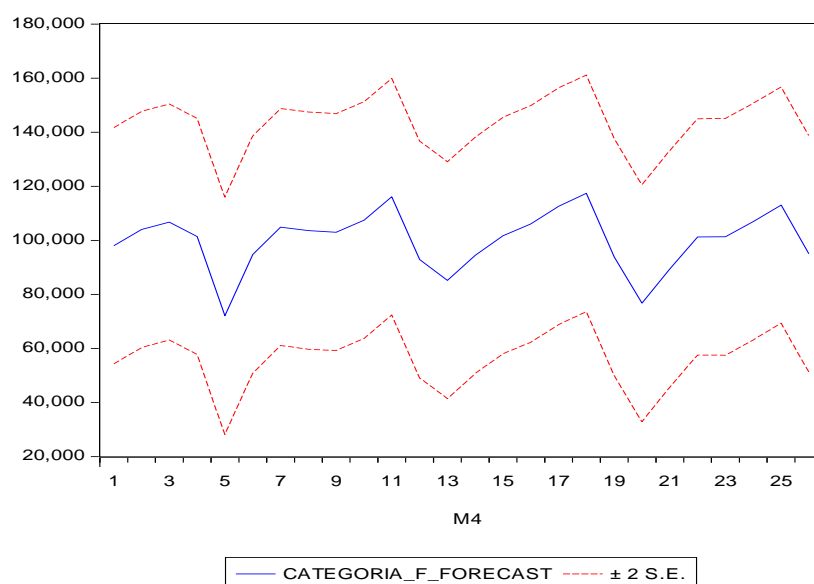
Figura 4.22: Previsão Categoria E



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o *software* Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

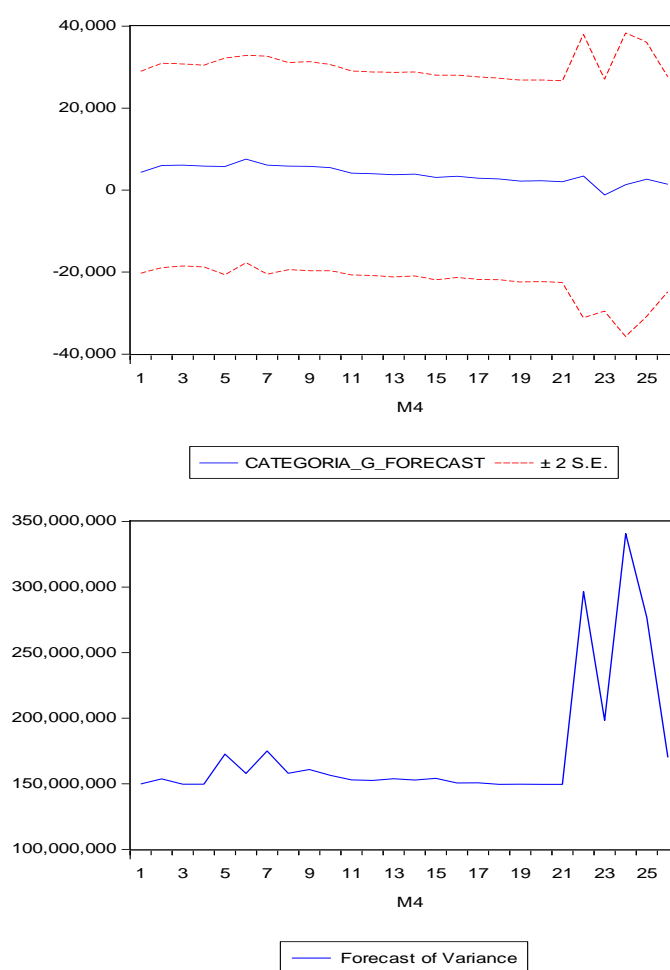
Figura 4.23: Previsão Categoria F



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o *software* Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

Figura 4.24: Previsão Categoria G



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Figura obtida com o software Eviews; a vírgula representa o separador dos milhares.

Assim, através da previsão para cada categoria pode-se observar o comportamento das séries temporais no curto prazo em função do consumo retalhista previsto. Neste sentido, foram aplicados modelos de previsão de séries temporais identificados considerando-se os dados históricos entre o período diário de 02 de janeiro de 2009 a 31 de março de 2012 para a previsão no período 1 de abril de 2012 a 25 de abril de 2012. Através da análise da modelização da previsão do consumo retalhista para as diferentes categorias verifica-se que os valores previstos acompanham a modelização da série temporal.

Tabela 4.6: Avaliação da qualidade das previsões

		RMSE	MAE	MAPE
Bazar Ligeiro	ARMA(7,5)-GARCH(1,1)	62927,98	49402,16	19,11
Categoria A	ARMA(7,0)-GARCH(1,1)	5686,92	4623,40	50,93
Categoria B	ARMA(7,3)-GARCH(1,1)	21407,30	1596,54	24,19
Categoria C	SARMA(2,2)(1,1)	3285,3	2265,9	18,451
Categoria D	ARMA(7,2)-GARCH(1,1)	18693,95	13842,91	20,69
Categoria E	SARMA(2,1)(1,1)	5299,8	3327,2	14,36
Categoria F	SARMA(2,1)(1,1)	15373	11289	15,43
Categoria G	ARMA(7,2)-GARCH(1,1)	2595,33	1649,68	39,79

Fonte: Elaboração própria.

No que respeita ao Bazar Ligeiro, considerando o modelo ARMA(7,5)-GARCH(1,1), a série temporal que descreve em conjunto o comportamento de todas as categorias, constata-se que os valores previstos apresentam uma tendência muito próxima dos valores efetivos. Assim, o consumo retalhista previsto é consequência da variação da série temporal que se demonstra muito volátil ao intercalar entre os períodos de subida com períodos de quebra.

Quanto à Categoria A, definida pelo modelo ARMA(7,0)-GARCH(7,1), verifica-se que a tendência apresentada nas últimas observações foi incorporada pelo modelo, que considerou esta dinâmica de forma significativa nas variáveis, e como tal os valores previstos ultrapassam os valores efetivos. Assim, para o período, considera-se um consumo efetivo de 312762, mas um valor previsto de 416276 unidades. As acentuadas quedas do consumo retalhista, após períodos de subida, refletem-se assim, no modelo previsto.

Na Categoria B, definida pelo modelo ARMA(7,3)-GARCH(1,1), verifica-se que os valores previstos demonstram uma tendência de queda comparativamente à série temporal. Este

comportamento é refletido pela recente variação demonstrada pelo consumo retalhista, que se encontra num momento de retração. Assim, os valores previstos são de 1971851 unidades sendo que o consumo efetivo para o período é de 2049123 unidades.

Respeitante à Categoria C, delimitada pelo modelo $SARMA(2,2)(1,1)_7$, os valores previstos seguem uma tendência de uma pequena e suave subida do consumo retalhista. Os valores previstos apresentam uma pequena oscilação em relação aos valores originais, sendo que os valores previstos considerados para a categoria são de 377457 unidades e os valores efetivos correspondem a 368150 unidades.

Na Categoria D, delineada pelo modelo $ARMA(7,2)-ARCH(1,1)$, considerando os valores recentes da série, a previsão do consumo retalhista apresenta uma média muito próxima dos valores observados, mantendo-se nos valores previstos. Nesta categoria, verifica-se 1984494 unidades de consumo efetivo comparativamente a 2018013 de consumo previsto.

Relativamente à Categoria E, com o modelo $SARMA(2,1)(1,1)_7$, os valores previstos pode-se considerar uma subida da tendência do consumo nos valores previstos. Na categoria os valores efetivos do consumo correspondem a 749275 unidades e os valores previstos a 867834 unidades.

A Categoria F, definida pelo modelo $SARMA(2,1)(1,1)_7$, verifica uma tendência de subida provocada pela série temporal nos valores futuros previstos. Este comportamento foi fidedigno às variações em alta da tendência recente da série apresentando um consumo previsto de 2559324 unidades proporcionalmente superior ao consumo efetivo da categoria de 2359292 unidades.

Por fim, na categoria G, modelizada pelo $ARMA(7,2)-GARCH(1,1)$, constata-se que os valores previstos são inferiores em relação aos valores efetivos. Assim, esta categoria apresenta um consumo previsto de 100812 unidades comparativamente a 120974 unidades de consumo efetivo. O consumo previsto pode ser analisado como a assimilação do comportamento extremamente volátil da categoria pelo modelo.

CAPÍTULO V

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS, LIMITAÇÕES E SUGESTÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

O objetivo do presente estudo fundamentou-se na estimativa das previsões do consumo retalhista para cada categoria da Empresa Portuguesa considerando modelos de regressão linear univariada. Através dos modelos de séries temporais considerados, ARMA, SARMA e ARMA-ARCH, estimou-se, com ganhos de precisão a previsão, do consumo retalhista e discutiu-se, simultaneamente, a sazonalidade das séries. Para tal, foi utilizado o modelo mais adequado, considerando as seguintes categorias: Categoria A (lazer), Categoria B (casa), Categoria C (arrumação), Categoria D (cultura), Categoria E (bricolagem), Categoria F (animais e plantas) e Categoria G (parcerias de marketing).

As categorias consideradas têm um impacto significativo nos custos e no investimento da Empresa Portuguesa. Em todas as categorias verifica-se um comportamento sazonal, o que dificulta a previsão da procura e, conseqüentemente, a cadeia de abastecimento, na medida em que esta previsão é fulcral para a gestão estratégica dos *stocks*. A determinação do consumo retalhista consiste assim numa variável estratégica decisiva. A precisão da previsão dos modelos identificados para cada categoria contribui para uma gestão mais eficiente do *stock* e promove conseqüentemente um ganho de eficiência na cadeia de abastecimento evitando situações pontuais de excesso ou escassez de *stock*.

A identificação de um modelo de previsão ajustado assentou no objetivo de minimizar os erros de previsão. Considerando os modelos univariados - que se fundamentam na suposição de que a informação considerada na amostra é determinante para a previsão do comportamento futuro da série temporal - foram estimadas as previsões para as diferentes categorias. Inicialmente foi utilizado o modelo ARMA deduzido através da metodologia de Box e Jenkins. No entanto, foram identificadas dois problemas: (1) a sazonalidade da série temporal e (2) a presença de efeitos ARCH. Como alternativa de previsão foram utilizados os modelos SARMA e ARMA-GARCH. Considerando a metodologia de Chu e Zhang (2003) dos diferentes critérios de avaliação da qualidade das previsões foram considerados os critérios RSME, MAE e MAPE para a identificação do modelo mais preciso.

Os resultados obtidos demonstram que o modelo empírico que se mostrou menos apropriado foi o modelo ARMA, evidenciando um maior erro de previsão. Os modelos SARMA e ARMA-GARCH demonstram ser os modelos mais eficientes para a previsão do consumo da Empresa Portuguesa. Por um lado, o modelo SARMA é mais adequado para as categorias Bazar Ligeiro, C, E e F, uma vez que permite melhor modelizar a sazonalidade. Por outro lado, o modelo ARMA-GARCH torna-se mais adequado para as restantes categorias, pois elimina a heterocedasticidade entre os dados da amostra. Os modelos de séries temporais aplicados evidenciam ganhos de qualidade nas previsões, pois os resultados obtidos demonstram uma precisão substancial da previsão do consumo retalhista a curto prazo entre os valores estimados e os valores efetivos.

A previsão da procura é um elemento relevante para a gestão estratégica do *stock* e consequentemente da eficiência da cadeia de abastecimento e da logística da Empresa Portuguesa. Este estudo permitiu identificar o método mais adequado para previsão de cada categoria, podendo assim auxiliar de forma mais eficaz e coerente as situações de tomada de decisão.

Este trabalho baseou-se unicamente em modelos lineares univariados considerando o histórico da procura. No entanto, devido à especificidade das categorias A, D e G, seria também relevante, para pesquisas futuras, analisá-las através da aplicação de modelos não lineares. A aplicação de modelos não lineares poderia contribuir para uma melhoria da precisão da previsão. Assim, como alternativa aos modelos utilizados poderiam ser estudados os modelos não lineares TAR, Markov-Switching e/ou STAR. Estes modelos serão preferíveis aos modelos lineares AR, na medida em que a série temporal nestas categorias apresenta diferentes regimes, ou seja, evolui ao longo do tempo de um nível baixo para um elevado ou vice-versa. Nesses modelos a sazonalidade poderia ser acomodada através da inclusão de *dummies* sazonais determinísticas. Franses e Dijk (2005) evidenciam, como alternativa, que os efeitos sazonais poderiam ainda ser tratados através de outros modelos, como o TV-AR, o TV-STAR e o SUR-STAR.

Finalmente, o estudo aborda apenas uma parte do problema, pois não inclui variáveis financeiras, quer por limitação do tempo de exercício da atividade na empresa, quer pela indisponibilidade dos dados. Para analisar integralmente o impacto do *stock* sobre o resultado da empresa seria, assim, também relevante analisar os custos financeiros dos bens. Entre esses custos financeiros destaca-se o fundo de maneio, que é constituído pelo ativo circulante e pelo

passivo que permite cobrir os passivos que exigem uma liquidação de curto prazo. A empresa no seu fundo de maneio pode considerar os capitais próprios ou requerer financiamento bancário de curto prazo. Por um lado, no caso dos capitais próprios, constata-se que a posse de certos produtos pode proporcionar um custo de oportunidade, uma vez que a empresa em vez de investir nestes mesmos produtos poderia investir o capital em ativos financeiros, tais como ações, obrigações, fundo de investimento, entre outros. Por outro lado, a aquisição de empréstimos bancários implica o pagamento de juros indexados que poderão ser atribuídos ao artigo conforme o seu volume de vendas ou rentabilidade. Assim, a análise destes indicadores financeiros poderia contribuir de forma significativa para complementar a análise em questão.

Por se tratar de uma empresa de retalho a nível nacional, muitas vezes não existe um pleno conhecimento da verdadeira rentabilidade de cada artigo, na medida em que apenas existe uma análise global. Assim, a parametrização dos custos menos líquidos e evidenciáveis, poderá contribuir para uma delinação rigorosa e clara das estratégias da empresa e evitar uma acumulação significativa de *stock*, que representaria uma perda financeira ainda mais acentuada devido à crise económica atual e que poderia complementar a análise da previsão do consumo retalhista.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aburto, L. e Weber, R. (2007). Improved Supply Chain Management Based on Hybrid Demand Forecasts. *Applied Soft Computing*, 7(1), 36-44.

Alon, I., Qi, M. e Sadowski, R. (2001). Forecasting Aggregate Retail Sales: A Comparison of Artificial Neural networks and Traditional Methods. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8(3), 147- 156.

Armstrong, J. (1988). Research Needs in Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 4(3), 449-465.

Armstrong, J. e Collopy, F. (1992). Error Measures for Generalizing about Forecasting Methods: Empirical Comparisons. *International Journal of Forecasting*, 8(1), 68-80.

Bala, P. (2010). Purchase-driven Classification for Improved Forecasting in Spare Parts Inventory Replenishment, *International Journal of Computer Applications*, 10(9), 40-45.

Ballou, R. (1997). Business Logistics – Importance and Some Research Opportunities. *Gestão & Produção*, 4(2), 117-129.

Ballou, R. (2004). *Business Logistics: Supply Chain Management: Planning, Organizing, And Controlling The Supply Chain*. 5th Ed., Upper Saddle River: Prentice Edition.

Bayer, R. (2009). Intertemporal Price Discrimination and Competition. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 73(2), 273-293.

Beamon, B. (1998). Supply Chain Design and Analysis: Models and Methods. *International Journal of Production Economics*, 55(3), 281-294.

Blinder, A. (1980). Inventories And The Structure Of Macro Models. *The American Economic Review*, 71(2), 11-16.

Chen, X. e Simchi-Levi, D. (2004). Coordinating Inventory Control and Pricing Strategies with Random Demand and Fixed Ordering Cost: The Finite Horizon Case. *Operations Research*, 52(6), 887-896.

Chopra, S. (2003). Designing The Distribution Network In A Supply Chain. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 39(2), 123-140.

Church, J. e Roger, W., (2000). *Industrial Organization: A Strategic Approach*. Boston: McGraw-Hill.

Chu, C. e Zhang, G. (2003). A Comparative Study Of linear And Nonlinear Models For Aggregate Retail Sales Forecasting. *International Journal of Production Economics*, 86(3), 217-231.

De Gooijer, J. e Hyndman, R. (2006). 25 Years Of Times Series Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22(3), 443-473.

De Gooijer, J. e Franses, P. (1997). Forecasting and Seasonality. *International Journal of Forecasting*, 13(3), 303-305.

Dunn, S., Seaker, R. e Waller, M. (1994). Latent Variables in Business Logistics Research: Scale Development and Validation. *Journal of Business Logistics*, 5(2), 145-172.

Epstein, G. (1998). Retail Pricing and Clearance Sales: The Multiple Product Case. *Journal of Economics and Business*, 50(6), 551-563.

Fabble-Costes, N. e Jahre, M. (2008). Supply Chain Integration and Performance: A Review of Evidence. *The International Journal of Logistics Management*, 19(2), 130-154.

Fildes, R., Bretschneider, S., Collopy, F., Lawrende, M., Stewart, D., Winklhofer, H., Mentzer, J. e Moon, M. (2003). Researching Sales Forecasting Practice Commentaries and authors' response on "Conducting a Sales Forecasting Audit" by M.A. Moon, J.T. Mentzer & C.D. Smith. *International Journal of Forecasting*, 19(1), 27-42.

Franses, P. e Dijk, D. (2005). The Forecasting Performance of Various Models for Seasonality and Nonlinearity for Quarterly Industrial Production. *International Journal of Forecasting*, 21(1), 87-102.

Graves, S. (1999). A Single-Item Inventory Model for a Nonstationary Demand Process. *Manufacturing & Service Operations Management*, 1(1), 50-61.

Greene, W. (2003). *Econometric Analysis*. 5th Ed., Upper Saddle River: Prentice Hall.

Gujarati, D. (2003). *Basic Econometrics*. 4th Ed., Boston: McGraw-Hill.

Guo, X., Kaminsky, P., Tomecek, P. e Yuen, M. (2009). Optimal Spot Market Inventory Strategies in The Presence of Cost and Price Risk. *Mathematical Methods of Operations Research*, 73(1), 109-137.

Halldórsson, Á. e Kovács, G. (2010). The Sustainable Agenda and Energy Efficiency: Logistics Solutions and Supply Chains in Times of Climate Change. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 40(1), 5-13.

Harvey, A. (1989). Forecasting, Structural Times Series Models and Kalman Filter. Cambridge: Press Syndicate of the University of Cambridge.

Heij, C., Boer, P., Franses, P., Kloek, T. e Dijk, H. (2004). *Econometric Methods with Applications in Business and Economics*. Oxford: Oxford University Press.

Holton, R. (1957). Price Discrimination at Retail: The Supermarket Case. *The Journal of Industrial Economics*, 6(1), 13-32.

Hurvich, C. e Tsai, C. (1988). Regression and Time Series Model Selection in Small Samples. *Biometrika*, 76(2), 297-307.

Johnston, J. e DiNardo, J. (1997). *Econometric Methods*. 4th Ed., New York: McGraw-Hill Companies.

Kahn, K. e Mentzer, J. (1995). Forecasting in Consumer and Industrial Markets. *Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, 14(2), 21-28.

Kahn, K. (2002). An Exploratory Investigation of New product Forecasting Practices. *Journal of Product Innovation Management*, 19(2), 133-143.

Kawasaki, S., McMillan, J. e Zimmermann, K. (1983). Inventories and Price Flexibility. *Econometrica*, 51(3), 599-610.

Kazemi, M., Abbas, E. e Tavasoli, S. (2011). Developing the Product Strategy via Product Life Cycle. *Applied Mathematical Sciences*, 5(17), 845-862.

Komninos, I. (2002). Product Life Cycle Management. Faculty of Engineering. URENIO - Urban and Regional Innovation Research Unit. Aristotle University of Thessaloniki, Mimeo. Disponível em: http://www.urenio.org/tools/en/Product_Life_Cycle_Management.pdf (Acedido a 1 de março de 2012).

Lawrence, M., Goodwin, P., O'Connor, M. e Önköl, D. (2006). Judgmental Forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of Forecasting*, 22(3), 493-518.

Lindberg, E. e Zackrisson, U. (1991). Deciding About the Uncertain: The Use of Forecasts as an Aid to Decision-Making. *Scandinavian Journal of Management*, 7(4), 271-283.

Lubik, T. e Teo, W. (2009). Inventories and Optimal Monetary Policy. *Economic Quarterly*, 95(4), 357-382.

Makridakis, S. e Hibon, M., (1997). ARMA Models and Box-Jenkins Methodology. *Journal of Forecasting*, 16(3), 147-163.

Mantrala, M. e Raman, K. (1999). Demand Uncertainty and Supplier's Returns Policies for a Multi-Store Style-Good Retailer. *European Journal of Operational Research*, 115(2), 270-284.

McCarthy, T., Davis, D., Golobic, S. e Mentzer, J. (2006). The Evolution of Sales Forecasting Management: a 20-year Longitudinal Study of Forecasting Practices. *Journal of Forecasting*, 25(5), 303-324.

Meade, N. (2000). Evidence for The Selection of Forecasting Methods. *Journal of Forecasting*, 19(6), 515-535.

Moon, M., Mentzer, J., Smith, C. e Garver, M. (1998). Seven Keys to Better Forecasting. *Business Horizons*, 41(5), 44-52.

Padmanabhan, V. e Png, I. (1997) Manufacturer's Returns Policies and Retail Competition. *Marketing Science*, 16(1), 81-94.

Philips, L. (1999). *The Economics of Price Discrimination*. Cambridge: Cambridge Press University.

- Rahman, M. (2010). Intermittent Demand Forecast and Inventory Reduction Using Bayesian ARIMA Approach. *Proceedings of the 2010 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Dhaka*, January 9 – 10. Bangladesh, 1-6.
- Ray, W. (1982). ARIMA Forecasting Models in Inventory Control. *The Journal of the Operational Research Society*. 33(6), 567-574.
- Samuelson, P. e Nordhaus, W. (2005). *Economics*. 18th Ed., Tokyo: McGraw-Hill.
- Sanders, N. e Manrodt, K. (1994). Forecasting Practices in US Corporations: Survey Results. *Interfaces*, 24(2), 92-100.
- Scheuffele, G. e Kulshreshtha, A. (2007). Inventory Optimization: A Necessity Turning to Urgency. *SETLabs Briefings*, 5(3), 1-12.
- Smith, S. e Agrawal, N. (2000). Management of Multi-Item Retail Inventory Systems with Demand. *Operation Research*, 48(1), 50-64.
- Somuyiwa, A. e Adewoye, J. (2010). Managing Logistics Information System: Theoretical Underpinning. *Asian Journal of Business Management*, 3(2), 41-47.
- Swedberg, R. (2009). The structure of confidence and the collapse of Lehman Brothers. *Research in the Sociology of Organizations*, 30A, 71-114.
- Tan, C. (2002). Supply Chain Management: Practices, Concerns, and Performance Issues. *The Journal of Supply Chain Management*, 38(1), 42-53.
- Taylor, J. (2007). Forecasting Daily Supermarket Sales Using Exponentially Weighted Quantile Regression. *European Journal of Operational Research*, 178(1), 154-167.
- Thomas, R. (1996). Estimating Demand for Services: Issues in Combining Sales Forecasts. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 3(4), 241-250.
- Thomassey, S. (2010). Sales Forecasts in Clothing Industry: The Key Success Factor of the Supply Chain Management. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 470-483.
- Thompson, A. e Formby, J. (1993). *Economics of the Firm Theory and Practice*. Sixth edition, Englewood Cliffs: Prentice-Hall International Editions.

Tseng, Y., Yue, W. e Taylor, M. (2005). The Role of Transportation in Logistics Chain. *Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 5(135), 1655-1672.

Verbeek, M. (2008). *A Guide to Modern Econometrics*. 3rd Ed, England: Jonh Wiley & Sons, Ltd.

Wanke, P. e Zinn, W. (2004). Strategic Logistics Decisions Making. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*. 34(6), 466-478.

Winklhofer, H., Diamantopoulos, A. e Witt, S. (1996). Forecasting Practice: A Review of the Empirical Literature and an Agenda For Future Research. *International Journal of Forecasting*, 12(2), 193-221.

Wong, W. e Guo, Z. (2010). A Hybrid Intelligent Model for Medium-Term Sales Forecasting in Fashion Retail Supply Chains Using Extreme Learning Machine and Harmony Search Algorithm. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 614-24.

ANEXOS

ANEXO A.1 : MODELOS ARMA(p,q)

Tabela A.1.1: Bazar Ligeiro

Variável Dependente: Bazar Ligeiro

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coeficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	114374	10536,6	10,8549	0,00001
AR(7)	0,67636	0,01319	51,2569	0,00001
MA(1)	0,47513	0,02155	22,0517	0,00001
MA(2)	0,31099	0,02486	12,5095	0,00001
MA(3)	0,23311	0,02541	9,1757	0,00001
MA(4)	0,16591	0,03288	5,0452	0,00001
MA(5)	0,14377	0,02711	5,3032	0,00001
Média da Var. Dependente	0,59006	D.P. Var. Dependente ^(b)		354057,9
Média das Inovações	0,58701	D.P. das Inovações ^(b)		128939,0
Função de Verossimilhança	82861,72	Critério Akaike		25,50237
Critério Schwarz	5,53E+12	Critério Hannan-Quinn		25,56019
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-0,95 – 0,49i -0,66 + 0,83i	0,95 + 0,45i -0,24 – 0,94i	1,05 -0,24 + 0,94i	-0,66 + 0,83i
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-1,5 -0,67 + 1,34i	0,83 – 1,18i	0,83 + 1,18i	-0,67 – 1,34i

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.1.2: Categoria A

Variável Dependente: Categoria A

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	10187,2	1434,59	7,1011	0,00001
AR(1)	0,55431	0,03483	15,9130	0,00001
AR(2)	-0,21795	0,03917	-5,5638	0,00001
AR(3)	0,13043	0,03478	3,7496	0,00018
AR(7)	0,07991	0,03052	2,6184	0,00884
Média da Var. Dependente	22467,35	D.P. Var. Dependente ^(b)		31499,93
Média das Inovações	-4.74e13	D.P. das Inovações ^(b)		27132,77
Função de Verossimilhança	-9450,598	Critério Akaike		18911,20
Critério Schwarz	18934,70	Critério Hannan-Quinn		18920,22
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-1,25	-1,40 – 0,85i	-1,40 + 0,85i	-0,94 – 1,03i
	-0,94 + 1,03i	-0,16 – 1,37i	-0,16 + 0,37i	

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo.

Tabela A.1.3: Categoria B

Variável Dependente: Categoria B

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	18931,7	1407,15	13,4540	0,00001
AR(7)	0,72160	0,01538	46,9267	0,00001
MA(1)	0,50416	0,01746	28,8818	0,00001
MA(2)	0,29169	0,03092	9,4339	0,00001
MA(3)	0,09716	0,03371	2,8819	0,00395
Média da Var. Dependente	68848,40	D.P. Var. Dependente ^(b)		22180,78
Média das Inovações	-2,61779	D.P. das Inovações ^(b)		12953,98
Função de Verossimilhança	-8852,022	Critério Akaike		17716,04
Critério Schwarz	17744,25	Critério Hannan-Quinn		17726,87
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-0,94 - 0,46i 0,65 + 0,82i	-0,94 + 0,46i -0,23 - 1,02i	1,05 -0,23 + 1,02i	0,65 - 0,82i
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-2,55	-0,23 - 1,99i	-0,23 + 1,99i	

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.1.4: Categoria C

Variável Dependente: Categoria C

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	2766,93	567,44	4,8762	0,00001
AR(1)	0,09348	0,02376	3,9353	0,00008
AR(7)	0,74887	0,01271	58,9407	0,00001
MA(1)	0,29072	0,02524	11,5195	0,00001
MA(2)	0,19911	0,03116	6,3908	0,00001
Média da Var. Dependente	18446,42	D.P. Var. Dependente ^(b)		6439,899
Média das Inovações	-7,44713	D.P. das Inovações ^(b)		3238,346
Função de Verossimilhança	-7724,928	Critério Akaike		15461,86
Critério Schwarz	15490,06	Critério Hannan-Quinn		15472,68
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-1,02	-0,95 – 0,46i	-0,95 + 0,46i	-0,66 – 0,80i
	-0,66 + 0,80i	-0,24 – 0,94i	-0,24 + 0,94i	
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-0,73 – 2,12i	-0,73 + 2,12i		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.1.5: Categoria D

Variável Dependente: Categoria D

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	13704,2	5964,8	2,2975	0,02159
AR(2)	0,41008	0,04215	9,7294	0,00001
AR(3)	0,37530	0,03069	12,2285	0,00001
AR(6)	-0,16955	0,01709	-9,9230	0,00001
AR(7)	0,25203	0,01179	21,3792	0,00001
MA(1)	0,61959	0,00864	71,7224	0,00001
MA(2)	0,19357	0,05168	3,7458	0,00018
Média da Var. Dependente	103381,6	D.P. Var. Dependente ^(b)		87549,73
Média das Inovações	-49,13919	D.P. das Inovações ^(b)		39772,41
Função de Verosimilhança	-9764,022	Critério Akaike		19544,04
Critério Schwarz	19581,65	Critério Hannan-Quinn		19558,48
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-0,97 + 0,52 -1,09 + 0,94i	-0,97 - 0,52 -0,31 - 1,18i	1,05 -0,31 + 1,18i	-1,09 - 0,94i
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-1,60 - 1,61i	-1,60 + 1,61i		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.1.6: Categoria E

Variável Dependente: Categoria E

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	4257,41	1609	2,6460	0,00815
AR(1)	0,07578	0,02724	2,7816	0,00541
AR(6)	0,05585	0,02258	2,4734	0,01338
AR(7)	0,74595	0,01434	52,0151	0,00001
MA(1)	0,21067	0,02723	7,7378	0,00001
MA(2)	0,11529	0,03505	3,2898	0,00100
Média da Var. Dependente	35501,92	D.P. Var. Dependente ^(b)		9535,502
Média das Inovações	-2,282417	D.P. das Inovações ^(b)		5522,749
Função de Verossimilhança	-8158,918	Critério Akaike		16331,84
Critério Schwarz	16364,74	Critério Hannan-Quinn		16344,47
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-1,02 0,64 + 0,80i	-0,96 – 0,46 -0,23 – 1,02i	-0,96 + 0,46 -0,23 + 1,02i	0,64 – 0,80i
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-0,91 – 2,79	-0,91 + 2,79		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos estes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.1.7: Categoria F

Variável Dependente: Categoria F

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	15369,8	4686,28	3,2797	0,00104
AR(1)	0,06137	0,02830	2,1685	0,03012
AR(6)	0,04410	0,02205	2,0005	0,04545
AR(7)	0,73799	0,01642	44,9393	0,00001
MA(1)	0,17049	0,02452	6,9546	0,00001
Média da Var. Dependente	98001,34	D.P. Var. Dependente ^(b)		24213,19
Média das Inovações	-5,884517	D.P. das Inovações ^(b)		15125,65
Função de Verossimilhança	-8978,029	Critério Akaike		17968,06
Critério Schwarz	17996,26	Critério Hannan-Quinn		17978,88
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	1,03	-0,96 – 0,46	-0,96 + 0,46	0,64 – 0,80i
	0,64 + 0,80i	-0,23 – 1,02i	-0,23 + 1,02i	
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-5,87			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.1.8: Categoria G

Variável Dependente: Categoria G

Observações: 813

Amostra: 01/09/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	1578,36	1162,1	1,3582	0,17440
AR(2)	0,42906	0,01512	28,3772	0,00001
AR(4)	0,22077	0,01024	21,5548	0,00001
AR(5)	-0,21621	0,01039	-20,8070	0,00001
AR(7)	0,35664	0,01370	26,0268	0,00001
MA(1)	0,85375	0,00998	85,5231	0,00001
MA(2)	0,11943	0,01318	9,0578	0,00001
Média da Var. Dependente	7410,807	D.P. Var. Dependente ^(b)		16241,50
Média das Inovações	-0,40997	D.P. das Inovações ^(b)		8521,947
Função de Verossimilhança	-8511,572	Critério Akaike		17039,14
Critério Schwarz	17076,75	Critério Hannan-Quinn		17053,58
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-1,12 + 0,27i 0,87 + 0,86i	-1,12 - 0,27i -0,27 - 1,11i	1,06 -0,27 + 1,11i	0,87 - 0,86i
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-1,48	-5,67		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

ANEXO A.2 : MODELOS SARMA(P,Q)_s

Tabela A.2.1: Bazar Ligeiro

Variável Dependente: Bazar Ligeiro

Observações: 811

Amostra: 11/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	2368,06	1136,2	2,0842	0,03714
AR(1)	1,09711	0,09254	11,8560	0,00001
AR(2)	-0,19901	0,06448	-3,0865	0,00203
MA(1)	0,93275	0,01159	80,5025	0,00001
SAR(1)	-0,55831	0,09004	-6,2006	0,00001
SMA(1)	-0,59542	0,02451	-24,2902	0,00001
Média da Var. Dependente	353891,2	D.P. Var. Dependente ^(b)		128882,6
Média das Inovações	-42,35395	D.P. das Inovações ^(b)		71479,43
Função de Verossimilhança	-10215,44	Critério Akaike		20444,88
Critério Schwarz	20477,77	Critério Hannan-Quinn		20457,51
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	1,2	4,3		
Raízes Inversas do Polinómio AR Sazonal	1,2			
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	1,8			
Raízes Inversas do Polinómio MA Sazonal	1,7			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.2.2: Categoria A

Variável Dependente: Categoria A

Observações: 810

Amostra: 12/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	1534,58	1321,71	1,1611	0,24562
AR(1)	0,55802	0,02966	18,8126	0,00001
AR(2)	-0,21295	0,02866	-7,4300	0,00001
AR(3)	0,13543	0,03770	3,5914	0,00033
SAR(1)	0,87074	0,09595	9,0746	0,00001
SMA(1)	-0,79640	0,11286	-7,0565	0,00001
Média da Var. Dependente	22497,48	D.P. Var. Dependente ^(b)		31552,18
Média das Inovações	7,78071	D.P. das Inovações ^(b)		26867,00
Função de Verossimilhança	-9410,250	Critério Akaike		18834,50
Critério Schwarz	18867,38	Critério Hannan-Quinn		18847,12
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	1,70	-0,06 – 2,1i	-0,06 + 2,1i	
Raízes Inversas do Polinómio AR	1,14			
Sazonal				
Raízes Inversas do Polinómio MA	1,26			
Sazonal ^(d)				

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.2.3: Categoria B

Variável Dependente: Categoria B

Observações: 811

Amostra: 11/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	186,941	128,328	1,4567	0,14519
AR(1)	1,30155	0,10578	12,3044	0,00001
AR(2)	-0,36581	0,06907	-5,2963	0,00001
MA(1)	0,95419	0,00989	96,4463	0,00001
SAR(1)	-0,75982	0,10271	-7,3980	0,00001
SMA(1)	-0,55109	0,02479	-22,2266	0,00001
SMA(2)	-0,10417	0,02599	-4,0081	0,00006
Média da Var. Dependente	68788,87	D.P. Var. Dependente ^(b)		22114,97
Média das Inovações	20,7502	D.P. das Inovações ^(b)		12003,22
Função de Verossimilhança	-8768,426	Critério Akaike		17552,85
Critério Schwarz	17590,44	Critério Hannan-Quinn		17567,28
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	1,12	-2,44		
Raízes Inversas do Polinómio AR	1,04			
Sazonal				
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	1,32			
Raízes Inversas do Polinómio MA				
Sazonal	1,43	-6,72		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a)A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.2.4 Categoria C

Variável Dependente: Categoria C

Observações: 811

Amostra: 11/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	23,3066	9,24083	2,5221	0,01166
AR(1)	1,6305	0,05625	28,9891	0,00001
AR(2)	-0,65235	0,05506	-11,8469	0,00001
MA(1)	0,93818	0,00836	112,2619	0,00001
MA(2)	-1,2474	0,06051	-20,2407	0,00001
SAR(1)	0,31694	0,04690	6,7577	0,00001
SMA(1)	-0,60324	0,02274	-26,5255	0,00001
Média da Var. Dependente	18394,87	D.P. Var. Dependente ^(b)		6332,805
Média das Inovações	-5,077546	D.P. das Inovações ^(b)		2886,323
Função de Verosimilhança	-7612,595	Critério Akaike		15241,19
Critério Schwarz	15278,78	Critério Hannan-Quinn		15255,62
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	1,08	1,42		
Raízes Inversas do Polinómio AR	1,07			
Sazonal				
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	1,17	2,69		
Raízes Inversas do Polinómio MA	1,66			
Sazonal				

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.2.5: Categoria D

Variável Dependente: Categoria D

Observações: 810

Sample: 12/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	3267,06	2628,27	1,2430	0,21385
AR(1)	-0,21069	0,07569	-2,7838	0,00537
AR(2)	0,60132	0,09256	6,4965	0,00001
AR(3)	0,39212	0,05231	7,4966	0,00001
MA(1)	0,85495	0,04203	20,3418	0,00001
MA(2)	0,83008	0,07935	10,4607	0,00001
SAR(1)	0,15579	0,08242	1,8902	0,05873
SMA(1)	-0,62067	0,06343	-9,7854	0,00001
Média da Var. Dependente	103440,1	D.P. Var. Dependente ^(b)		87691,38
Média das Inovações	24,88771	D.P. das Inovações ^(b)		38010,87
Função de Verossimilhança	-9691,298	Critério Akaike		19400,60
Critério Schwarz	19442,87	Critério Hannan-Quinn		19416,83
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-1,31 + 0,78i	1,31 + 0,78i	1,09	
Raízes Inversas do Polinómio AR	1,17			
Sazonal				
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-1,84	-3,49		
Raízes Inversas do Polinómio MA	1.61			
Sazonal				

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.2.6: Categoria E

Variável Dependente: Categoria E

Observações: 811

Amostra: 11/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	300,595	229,537	1,3096	0,19034
AR(1)	1,02459	0,18710	5,4761	0,00001
AR(2)	-0,17926	0,07784	-2,3030	0,02128
MA(1)	0,94196	0,01099	85,7150	0,00001
SAR(1)	-0,70251	0,18758	-3,7450	0,00018
SMA(1)	-0,52389	0,01834	-28,5619	0,00001
Média da Var. Dependente	35462,77	D.P. Var. Dependente ^(b)		9488,936
Média das Inovações	-9,383502	D.P. das Inovações ^(b)		5168,368
Função de Verossimilhança	-8085,062	Critério Akaike		16184,12
Critério Schwarz	16217,01	Critério Hannan-Quinn		16196,75
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-1,25	4,46		
Raízes Inversas do Polinómio AR Sazonal	1,06			
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	1,42			
Raízes Inversas do Polinómio MA Sazonal	1,90			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.2.7: Categoria F

Variável Dependente: Categoria F

Observações: 811

Amostra: 11/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	4975,93	1288,45	3,8620	0,00011
AR(1)	-0,54535	0,13840	-3,9404	0,00008
AR(2)	0,26998	0,03287	8,2147	0,00001
MA(1)	0,95948	0,00863	111,1736	0,00001
SAR(1)	0,82178	0,13478	6,0970	0,00001
SMA(1)	-0,59629	0,02113	-28,2146	0,00001
Média da Var. Dependente	97932,33	D.P. Var. Dependente ^(b)		24130,37
Média das Inovações	13,03778	D.P. das Inovações ^(b)		13576,53
Função de Verossimilhança	-8868,314	Critério Akaike		17750,63
Critério Schwarz	17783,52	Critério Hannan-Quinn		17763,25
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	-1,16	3,18		
Raízes Inversas do Polinómio AR Sazonal	1,04			
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-1,22			
Raízes Inversas do Polinómio MA Sazonal	1,68			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.2.8: Categoria G

Variável Dependente: Categoria G

Observações: 803

Amostra: 19/01/2010 - 31/03/2012

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	1387,84	798,55	1,7380	0,08222
AR(1)	0,79829	0,01049	76,1304	0,00001
AR(2)	-0,09086	0,01407	-6,4589	0,00001
AR(3)	0,04478	0,01203	3,7227	0,00020
SAR(1)	-0,10482	0,04096	-2,5591	0,01049
SAR(2)	0,36399	0,01226	29,7006	0,00001
SMA(1)	0,36036	0,03849	9,3609	0,00001
Média da Var. Dependente	7499,819	D.P. Var. Dependente ^(b)		16322,69
Média das Inovações	0,75705	D.P. das Inovações ^(b)		8681,078
Função de Verossimilhança	-8421,735	Critério Akaike		16859,47
Critério Schwarz	16896,98	Critério Hannan-Quinn		16873,88
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	1.32	0.35 - 4.09i	0.35 + 4.09i	
Raízes Inversas do Polinómio AR				
Sazonal	-1.52	1.81		
Raízes Inversas do Polinómio MA				
Sazonal ^(d)	-2.78			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Anexo A.3: MODELOS ARMA(p,q)-GARCH(P,Q)

Tabela A.3.1: Bazar Ligeiro

Variável Dependente: Bazar Ligeiro

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(8) + C(9)*RESID(-1)² + C(10)*GARCH(-1)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(b)	Probabilidade
C	354058.3	37073,08	9,55028	0,0000
AR(7)	0,75162	0,02326	32,31809	0,0000
MA(1)	0,21202	0,04199	5,04881	0,0000
MA(2)	0,05930	0,03999	1,48279	0,1381
MA(3)	0,12764	0,05900	2,16323	0,0305
MA(4)	0,10404	0,05271	1,97375	0,0484
MA(5)	0,05246	0,04817	1,08907	0,2761
Variação da Equação				
C	1,08e+10	6,39e+08	16,88317	0,0000
RESID(-1) ²	0,34188	0,06764	5,05416	0,0000
GARCH(-1)	-0,08349	0,017389	-4,80175	0,0000
R-quadrado	0,59006	Média da Var. Dependente		354057,9
R-quadrado ajustado	0,58701	D.P. Var. Dependente ^(b)		128939,0
Erro Padrão da Regressão	82861,72	Critério Akaike		25,50237
Soma dos Quadrados dos Resíduos	5,53e+12	Critério Schwarz		25,56019
Função de Verossimilhança	-10356,71	Critério Hannan-Quinn		25,52456
Durbin-Watson	1,34077			
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	0,96	0,60 + 0,75i	0,60 – 0,75i	-0,21 – 0,94i
	-0,21 + 0,94i	-0,86 – 0,42i	-0,86 + 0,42i	
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	0,41 + 0,49i	0,41 – 0,49i	-0,26 + 0,42i	-0,26 – 0,42i
	-0,53			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.3.2: Categoria A

Variável Dependente: Categoria A

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(6) + C(7)*RESID(-1)² + C(8)*GARCH(-1)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	24139,25	10752,64	2,244960	0,0248
AR(1)	0,73890	0,14735	5,01464	0,0000
AR(2)	-0,23615	0,08511	-2,77474	0,0055
AR(3)	0,11881	0,06621	1,79434	0,0728
AR(7)	0,05975	0,04724	1,26478	0,2060
Equação da Variância				
C	6,44e+08	5,29e+08	1,21751	0,2234
RESID(-1) ²	0,03066	0,10145	0,30226	0,7625
GARCH(-1)	0,16973	0,67904	0,24996	0,8026
R-quadrado	0,23069	Média da Var. Dependente		22467,35
R-quadrado ajustado	0,22689	D.P. Var. Dependente ^(b)		31499,93
Erro Padrão da Regressão	27696,90	Critério Akaike		23,26495
Soma dos Quadrados dos Resíduos	6,20e+11	Critério Schwarz		23,31120
Função de Verossimilhança	-9449,202	Critério Hannan-Quinn		23,28270
Durbin-Watson	2,31861			
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)				
	0,82	0,50 – 0,50i	0,50 + 0,50i	-0,05 + 0,67i
	-0,05 – 0,67i	-0,49 – 0,30i	-0,49 + 0,30i	

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo.

Tabela A.3.3: Categoria B

Variável Dependente: Categoria B

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(6) + C(7)*RESID(-1)² + C(8)*GARCH(-1)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	68605,81	3962,322	17,31455	0,0000
AR(7)	0,73199	0,02316	31,61110	0,0000
MA(1)	0,59939	0,02757	21,74333	0,0000
MA(2)	0,33676	0,03420	9,846100	0,0000
MA(3)	0,10924	0,03519	3,103960	0,0019
Equação da Variância				
C	3,19e+08	14145390	22,57966	0,0000
RESID(-1) ²	0,05053	0,00746	6,77002	0,0000
GARCH(-1)	-0,72094	0,04766	-15,1273	0,0000
R-quadrado	0,655151	Média da Var. Dependente		68848,40
R-quadrado ajustado	0,653444	D.P. Var. Dependente ^(b)		22180,78
Erro Padrão da Regressão	13057,60	Critério Akaike		21,75085
Soma dos Quadrados dos Resíduos	1,38e+11	Critério Schwarz		21,79710
Função de Verossimilhança	-8833,720	Critério Hannan-Quinn		21,76860
Durbin-Watson	2,181801			
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	0,96	0,60 + 0,75i	0,60 - 0,75i	-0,21 - 0,93i
	-0,21 + 0,93i	-0,86 - 0,41i	-0,86 - 0,41i	
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-0,09 + 0,50i	-0,09 + 0,50i	-0,42	

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.3.4: Categoria C

Variável Dependente: Categoria C

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(6) + C(7)*RESID(-1)² + C(8)*GARCH(-1)

Variável	Coeficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	18301,53	1391,109	13,15607	0,0000
AR(1)	0,03329	0,04573	0,72801	0,4666
AR(7)	0,70798	0,02978	23,7707	0,0000
MA(1)	0,58095	0,06233	9,32034	0,0000
MA(2)	0,25643	0,05506	4,65729	0,0000
Equação da Variância				
C	26923834	2334034	11,53532	0,0000
RESID(-1) ²	0,09257	0,03586	2,58116	0,0098
GARCH(-1)	-0,58002	0,11007	-5,26971	0,0000
R-quadrado	0,73103	Média da Var. Dependente		18446,42
R-quadrado ajustado	0,72969	D.P. Var. Dependente ^(b)		6439,899
Erro Padrão da Regressão	3348,147	Critério Akaike		19,10732
Soma dos Quadrados dos Resíduos	9,06e+09	Critério Schwarz		19,15357
Função de Verossimilhança	-7759,124	Critério Hannan-Quinn		19,12507
Durbin-Watson	2,40329			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão.

Tabela A.3.5: Categoria D

Variável Dependente: Categoria D

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(8) + C(9)*RESID(-1)² + C(10)*GARCH(-1)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	103381,6	156077,8	0,66237	0,5077
AR(2)	0,24261	0,17082	1,42031	0,1555
AR(3)	0,47157	0,10143	4,64906	0,0000
AR(6)	0,00492	0,04084	0,12044	0,9041
AR(7)	0,19462	0,04575	4,25397	0,0000
MA(1)	0,66347	0,03677	18,0429	0,0000
MA(2)	0,46362	0,18155	2,55364	0,0107
Equação da Variância				
C	4,98e+09	3,96e+08	12,56620	0,0000
RESID(-1) ²	0,33310	0,05188	6,42073	0,0000
GARCH(-1)	-0,28224	0,03187	-8,85707	0,0000
R-quadrado	0,77842	Média da Var. Dependente		103381,6
R-quadrado ajustado	0,77677	D.P. Var. Dependente ^(b)		87549,73
Erro Padrão da Regressão	41365,06	Critério Akaike		24,26647
Soma dos Quadrados dos Resíduos	1,38e+12	Critério Schwarz		24,32429
Função de Verossimilhança	-9854,320	Critério Hannan-Quinn		24,28866
Durbin-Watson	2,118285			
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	0,98	0,48 – 0,51i	0,48 + 0,51i	-0,29 – 0,76i
	-0,29 + 0,76i	-0,68 + 0,41i	-0,68 – 0,41i	
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-0,33 + 0,59i	-0,33 – 0,59i		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.3.6: Categoria D

Variável Dependente: Categoria E

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(7) + C(8)*RESID(-1)² + C(9)*GARCH(-1)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	35458,75	3314,555	10,69789	0,0000
AR(1)	0,08016	0,03704	2,16448	0,0304
AR(6)	0,07369	0,02785	2,64628	0,0081
AR(7)	0,72442	0,02325	31,16302	0,0000
MA(1)	0,31997	0,04855	6,59118	0,0000
MA(2)	0,13630	0,03525	3,86716	0,0001
Equação da Variância				
C	59029075	3343738	17,65362	0,0000
RESID(-1) ²	0,06509	0,01283	5,07235	0,0000
GARCH(-1)	-0,61448	0,06958	-8,83150	0,0000
R-quadrado	0,65941	Média da Var. Dependente		35501,92
R-quadrado ajustado	0,65730	D.P. Var. Dependente ^(b)		9535,502
Erro Padrão da Regressão	5582,117	Critério Akaike		20,06924
Soma dos Quadrados dos Resíduos	2.51e+10	Critério Schwarz		20,12128
Função de Verossimilhança	-8149,146	Critério Hannan-Quinn		20,08921
Durbin-Watson	2,20897			
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	0,98	0,60 – 0,76i	0,60 + 0,76i	-0,21 + 0,93i
	-0,21 – 0,93i	-0,84 – 0,40i	-0,84 + 0,40i	
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	-0,16 + 0,33i	-0,16 – 0,33i		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.3.7: Categoria F

Variável Dependente: Categoria F

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(6) + C(7)*RESID(-1)² + C(8)*GARCH(-1)

Variável	Coeficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	91264,65	7034,086	12,97463	0,0000
AR(1)	0,06339	0,01590	3,98615	0,0001
AR(6)	-0,02103	0,01123	-1,87335	0,0610
AR(7)	0,88817	0,01067	83,2196	0,0000
MA(1)	0,32218	0,04319	7,45834	0,0000
Equação da Variância				
C	59059781	5003946	11,80264	0,0000
RESID(-1) ²	0,79172	0,06933	11,41978	0,0000
GARCH(-1)	0,15042	0,03549	4,23812	0,0000
R-quadrado	0,57159	Média da Var. Dependente		98001,34
R-quadrado ajustado	0,56947	D.P. Var. Dependente ^(b)		24213,19
Erro Padrão da Regressão	15887,38	Critério Akaike		21,75813
Soma dos Quadrados dos Resíduos	2.04e+11	Critério Schwarz		21,80439
Função de Verossimilhança	-8836,681	Critério Hannan-Quinn		21,77589
Durbin-Watson	2,34932			
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)				
	0,99	0,62 + 0,77i	0,62 – 0,77i	-0,21 + 0,96i
	-0,21 – 0,96i	-0,88 + 0,43i	-0,88 – 0,43i	
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)				
	-0,32			

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Tabela A.3.8: Categoria G

Variável Dependente: Categoria G

Observações: 813

Amostra: 09/01/2010 - 31/03/2012

GARCH = C(6) + C(7)*RESID(-1)² + C(8)*GARCH(-1)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	z ^(a)	Probabilidade
C	6122,743	7809,360	0,78403	0,4330
AR(2)	0,37139	0,04387	8,46516	0,0000
AR(4)	0,47745	0,04907	9,73064	0,0000
AR(5)	-0,08668	0,07204	-1,20324	0,2289
AR(7)	0,29884	0,05957	5,01660	0,0000
MA(1)	0,13588	0,02582	5,26269	0,0000
MA(2)	-0,73926	0,02832	-26,0999	0,0000
Equação da Variância				
C	1,71e+08	7060279	24,25544	0,0000
RESID(-1) ²	1,32100	0,30879	4,27798	0,0000
GARCH(-1)	-0,14622	0,03139	-4,65702	0,0000
R-quadrado	0,19609	Média da Var. Dependente		7410,807
R-quadrado ajustado	0,19011	D.P. Var. Dependente ^(b)		16241,50
Erro Padrão da Regressão	14616,33	Critério Akaike		21,22871
Soma dos Quadrados dos Resíduos	1.72e+11	Critério Schwarz		21,28653
Função de Verossimilhança	-8619,471	Critério Hannan-Quinn		21,25091
Durbin-Watson	0,51446			
Raízes Inversas do Polinómio AR ^(c)	1,01	0,48 + 0,56i	0,48 - 0,56i	-0,15 + 0,86i
		-0,15 - 0,86i	-0,83 + 0,14i	-0,83 - 0,14i
Raízes Inversas do Polinómio MA ^(d)	0,79	-0,93		

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (a) A estatística z está associada aos testes de hipóteses implementados, assume-se como válida a hipótese de que em cada um dos testes a estatística segue uma distribuição normal. (b) D.P. representa o desvio-padrão. (c) AR define o processo autorregressivo. (d) MA o processo de médias móveis.

Anexo A.4: VALORES EFETIVOS E PREVISTOS DO CONSUMO RETALHISTA

Tabela A.4.1: Análise da Modelização da Previsão do Consumo Retalhista para as Diferentes Categorias

BAZAR LIGEIRO		CATEGORIA A		CATEGORIA B		CATEGORIA C	
EFETIVO	PREVISTO	EFETIVO	PREVISTO	EFETIVO	PREVISTO	EFETIVO	PREVISTO
312646	285051	16516	16526	57242	50226	12402	12456
372880	307235	21477	19204	71374	62580	14878	12904
377138	334461	22806	22560	75084	74831	14340	13533
139272	337523	9024	22572	25212	59951	5081	13312
278993	224844	11296	12169	75509	29291	13094	10956
281588	312417	7491	17297	85713	67282	14077	13848
274821	286119	7679	12431	85622	75873	13422	13422
276156	290851	7642	13942	89653	77386	13294	13114
331556	289356	10800	13726	108443	83281	15085	13112
462821	317310	18777	16176	145615	93625	20904	13697
344418	380211	14022	20524	103012	77818	16192	15379
239852	319077	7042	15613	71151	109017	11822	14096
243721	288091	6984	12254	72015	72595	12061	13827
251790	291045	7488	13324	73042	70714	11486	14703
267528	287398	7770	12906	79299	81076	12725	14806
351609	291676	11574	13176	104585	97422	17399	15207
473318	330426	19047	16459	131863	128925	24096	16231
387579	386587	14883	20852	103109	97770	22296	17602
217287	344229	7526	16024	46747	75441	10642	16788
236584	277830	9479	12411	52989	56022	11469	14197
290566	295700	13427	15147	60176	60956	13239	15725
243559	308951	7731	16782	52155	71810	11069	16320
297877	279763	10884	12077	66807	82567	12968	15483
392232	310243	17455	16656	83702	98759	17493	15773
316302	349035	13854	19881	66433	77383	14028	16352
281977	309072	10088	15587	62569	39250	12588	14612
7944072	8034498	312762	416276	2049123	1.971.851	368150	377457

CATEGORIA D		CATEGORIA E		CATEGORIA F		CATEGORIA G	
EFETIVO	PREVISTO	EFETIVO	PREVISTO	EFETIVO	PREVISTO	EFETIVO	PREVISTO
87496	76800	29702	32175	103119	97970	6169	4350
97218	88567	39796	34333	121265	103968	6872	6010
97275	95948	37637	38576	124404	106760	5592	6111
41108	94763	14711	35989	42465	101361	1671	5869
76216	57148	25983	25092	74145	72054	2749	5759
68270	67499	24375	33954	78620	94749	3042	7554
65458	71466	23621	31699	75998	104856	3021	6087
62956	75303	23449	31564	76436	103565	2726	5832
75868	65417	25986	31560	92133	102985	3241	5814
101850	75406	39577	32833	132502	107438	3595	5470
84449	87781	34002	39047	90271	116122	2470	4156
59362	94626	21187	34298	67259	92835	2029	3980
60518	66105	21549	28790	68624	85194	1970	3745
64215	56139	22019	30871	71616	94464	1924	3920
63807	66990	22178	31177	79899	101725	1850	3082
80834	69937	27946	31228	107012	106012	2259	3372
109165	80674	39879	33994	146946	112564	2322	2912
94.608	99304	37159	38919	113352	117363	2172	2694
61396	95469	21698	35772	67565	93802	1713	2177
64785	70663	23516	28557	72458	76718	1888	2263
78973	61545	31103	31721	81049	89414	12599	2042
61902	75244	24513	35271	75452	101211	10737	3428
73786	74127	29426	30988	92948	101266	11058	1201
97374	76478	40950	34279	123088	106898	12170	1324
83744	88433	37961	39163	92175	113012	8107	2646
71861	86184	29352	35981	88491	95018	7028	1416
1984494	2018013	749275	867834	2359292	2599324	120974	100812

Fonte: Elaboração própria.